

TUGAS AKHIR

STUDI KLASIFIKASI KETRAMPILAN PERMAINAN TENIS LAPANGAN DENGAN PENDEKATAN METODE DISKRIMINAN, KERNEL DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Oleh:

RATNA PUSPITASARI RAKHMAWATI

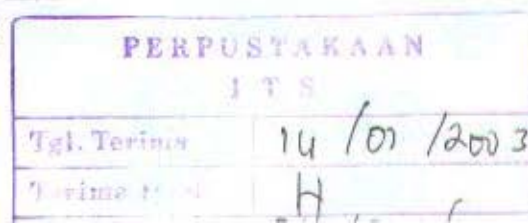
1398 100 015



RSst
519.635
Rak
5-1
2002

JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA

2002



TUGAS AKHIR

STUDI KLASIFIKASI KETRAMPILAN PERMAINAN TENIS LAPANGAN DENGAN PENDEKATAN METODE DISKRIMINAN, KERNEL DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Oleh:

RATNA PUSPITASARI RAKHMAWATI

1398 100 015

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Menyelesaikan Program S-1 Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya**

**JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA**

2002

LEMBAR PENGESAHAN

**STUDI KLASIFIKASI KETRAMPILAN PERMAINAN
TENIS LAPANGAN DENGAN PENDEKATAN METODE DISKRIMINAN,
KERNEL DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

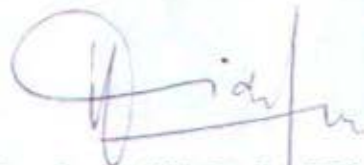
Oleh :

RATNA PUSPITASARI RAKHMAWATI
1398 100 015

Surabaya, November 2002

Menyetujui,

Dosen Pembimbing



Bambang W. Otok, S.Si., Msi.
NIP. 132 125 684

Mengetahui,

Ketua Jurusan Statistika

FMIPA - ITS



Drs. NUR IRIAWAN, M.Ikom., Ph.D.
NIP. 131 782 011

Persembahan dan terima kasihku untuk:

Ibu dan Bapak tersayang, atas perhatian dan kasih sayang yang sangat besar kepadaku, kalianlah anugerah yang sangat berharga yang diberikan oleh Allah SWT.

Mas Arif, Mas Budi dan Adikku Catur yang sangat kusayangi,, atas semua dorongan dan doanya.

ABSTRAK

Selama ini banyak penelitian tentang tampilan data olahraga baik di media massa maupun di televisi yang hanya berupa tampilan saja dan tidak dianalisis lebih lanjut untuk menjadi suatu kebutuhan analisis lanjutan khususnya dalam bidang statistik. Contohnya di bidang olah raga tenis lapangan, dilakukan suatu penelitian mengenai pengelompokan atau klasifikasi ketrampilan olah raga tenis lapangan yang didasarkan pada beberapa variabel bebas. Metode yang sering digunakan untuk masalah klasifikasi tersebut pada penelitian-penelitian sebelumnya adalah metode Diskriminan Linear yang dikembangkan *R.A. Fisher*. Dan pada kenyataannya, penelitian-penelitian yang dilakukan oleh para peneliti tidak selamanya memenuhi asumsi-asumsi yang telah ditentukan. Untuk itu, melalui penelitian ini terdapat metode alternatif pemecahan lainnya mengenai masalah klasifikasi yang tidak memerlukan persyaratan yaitu dengan metode Kernel dan *Artificial Neural Network* (ANN).

Dari hasil analisis deskriptif data (lampiran 3) terlihat bahwa hampir semua variabel pada kelompok baik memberikan nilai rata-rata yang lebih tinggi daripada kelompok sedang, kecuali pada variabel kecepatan lari (X9), reaksi tangan (X10) dan kelincahan (X11). Ini berarti bahwa pada variabel X9, X10 dan X11, semakin kecil nilai rata-rata justru masuk dalam kelompok ketrampilan olah raga tenis lapangan yang baik. Dan dari analisis untuk data training dan data testing, untuk analisis data training menunjukkan bahwa ketepatan klasifikasi untuk metode Diskriminan sebesar 100%, untuk pengelompokan metode Kernel sebesar 98.39% dan untuk arsitektur optimal MLP(6,1,2) pada ANN sebesar 100%. Dari hasil analisis data testing menunjukkan bahwa ketepatan klasifikasi pada metode Diskriminan sebesar 100%, metode Kernel sebesar 80% dan metode ANN sebesar 95%. Hal ini dibuktikan dengan uji kestabilan model pada data testing yang menunjukkan bahwa nilai Press's Q dari metode Diskriminan lebih besar daripada metode yang lain yaitu pada metode Diskriminan nilai Press's Q sebesar 20, metode Kernel sebesar 7.2 dan metode ANN sebesar 16.2. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode Diskriminan pada kasus ini merupakan metode yang lebih baik digunakan daripada metode Kernel dan ANN.

KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah kami panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini dengan judul :

STUDI KLASIFIKASI KETRAMPILAN PERMAINAN TENIS LAPANGAN DENGAN PENDEKATAN METODE DISKRIMINAN, KERNEL DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Tugas Akhir ini diajukan guna memenuhi salah satu persyaratan gelar kesarjanaan jenjang pendidikan S-1 Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Penulis menyadari bahwa laporan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan berkat bantuan, bimbingan dan dukungan dari berbagai pihak. Karena itu dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D. selaku Ketua Jurusan Statistika FMIPA ITS.
2. Bapak Drs. Brodjol Sutijo Ulama, MS. selaku Koordinator Tugas Akhir.
3. Bapak Bambang W. Otok, S.Si., MSi. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan saran, arahan, bantuan dan bimbingan sampai terselesaikannya laporan Tugas Akhir ini.
4. Bapak dan Ibu dosen Jurusan Statistika FMIPA ITS atas bimbingan dan pengarahannya.
5. Seluruh staf dan karyawan jurusan Statistika FMIPA ITS atas segala bantuannya.

6. Teman-teman Statistika, khususnya angkatan '98 atas segala bantuan, dukungan dan kekompakannya selama ini.
7. Semua pihak yang telah membantu hingga terselesaikannya Tugas Akhir ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari sempurna, untuk itu kritik dan saran sangat dibutuhkan dalam penyempurnaan laporan Tugas Akhir ini. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi penulis dan semua pihak yang berkepentingan.

Surabaya, November 2002

Penulis

Ucapan Terima Kasih

1. My big gratitude just for Allah SWT atas segala nikmat dan kebahagiaan yang diberikan padaku, yang senantiasa menolongku pada waktu dalam kesulitan, dan selalu membuat keajaiban terjadi padaku. Engkau-lah Maha Pengasih lagi Maha Penyayang.
2. Ibu yang telah melahirkanku dengan penuh perjuangan dan menyayangiku dengan kasih sayang yang sangat besar. Untuk Bapak, karena telah membesarkan, mengajarku tentang bagaimana itu hidup, dan s'lalu memberiku spirit untuk berjuang. Mas "Endut-ku" Arif, Mas Budi, dan Adikku Catur yang selalu menyayangiku dan memberiku semangat untuk berhasil.
3. For Hendra, thanks for all that you did for me dan menjadi tempat "bete-ku". *I don't know what will I do without u.* Dan semoga suatu hari aku bisa membalas semua kebaikanmu padaku.
4. Untuk "my best friend" Andri, terima kasih atas segala bantuan, *support* dan keceriaanmu selama ini. Don't forget all that we have done together and don't ever give up to anything that happen to you. "u are the best, girl."
5. For "my little sister" miss Lambreta "SPF" Ani, thanks for keceriaan, kecentilan, dan kekonyolanmu that makes my world so funny. I hope that your wish come true. Jaga baik-baik kakakmu ya.....
6. Spesial for Andri "UHT" yang super cuek dan Yusdi (kapan kita makan mangga bareng lagi???), mas Iwan, dan Yanuar. Tanpa kalian sadari, kalian sudah banyak mengajarku tentang segala hal. Terima kasih atas semua perhatian, kebersamaan dan bantuannya. *I still remember what I promises to you all.*

7. For "my brother" mas Totok, thanks for all you help and teaching me about life.
8. For "my sweet family" yang centil in C-1 : "Miss cerewet" Ida (s'moga hubunganmu tetap langgeng and cepet lulus), mba' Yuli, dik Ana dan mba' Ika (s'moga Ayah kalian cepet sembuh dan sehat wal'afiat. Amin), Mba' Indra (thanks for giving me solution to makes decision to solve my problem and makes me become "dewasa"), Mba' Lely (kemandirian, keuletan dan keberanianmu dalam menghadapi tantangan hidup patut untuk kucontoh, Mba'. *Keep it, girl!!!!*) 'n Mba' Ninil (*my old roommates*) yang super lucu dan centil (thanks for all keceriaan dan kebersamaan selama ini), Mba' Ana (yang sudah mengajari dan menasehatiku pada waktu aku susah), Mba' Luluk, dan Mba' Ifah, Indira (makasih sudah mendengarkan curhatku dulu). Maafkan kesalahan yang pernah aku buat pada kalian semua ya.....
9. For all my " elektro-SP" friend, mas Ikhsan, mas Singgih, mas Alex, mas Dendy, mas Yoyok, mas Wasit, Mba' Maya, and *the others*. Thanks for kebersamaan, kekonyolan, dan keceriaan kalian semua, yang selalu bikin my world so beautiful and crazy!!!!. I will never forget you all.
10. Partner TA_ku Intan "Keep on to your choice, girl. I think he is right choice, OK!!!", Monita, "ingat, jangan PMP-an !!!", you're both are "my good" partner TA. Kita semua lulus rek.....!!!
11. For Erwin, thanks for all your kindness. You are the good boy, men !!! I hope you find your happiness soon. Salam untuk Dhuha ya ??
12. For mas Taufik, makasih udah mo nganter aku pulang waktu aku les di YPIA dan nyariin aku komputer. Pesenku : take care my friend ya Mas!!! And for mas Parto, makasih atas kebaikannya.

13. For all my friend in Whisper : Mas Wima, Halim (makasih udah ngambilin pepayanya, kapan2 lagi ya Lim!!!), My Big Brother Mas Hendy (ingat mas, waktu kita nyari Depnaker, jangan terulang lagi ya.....), Mas Iwa dan Momo, makasih udah bantuin aku dalam ngerjain TA. **Thanks very much!!!**
14. Temen-temen ku Statistik '98 : Wati yang selalu mengingatkanku tentang "the big thing", Ari yang selalu sabar mendengarkan keluhanku dan membantuku pada waktu kesusahan, Nisrin yang selalu memberikan spirit untukku (you're the good friend), Indah, Ita, Prima, Anita, Arini, Linda, Lailatis, Shintya, Iis, Wida, Erlin, Laili, Ika, Erna, Onie, Wiwit, Lusi, Alda, Mastin, Ane, Yosi, Indra, Sukron, Tri, Arief 'n Dede.
15. Semua pihak yang telah membantu dan tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
PERUNTUKAN.....	iv
ABSTRAK.....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Permasalahan.....	2
1.3. Tujuan.....	3
1.4. Manfaat.....	3
1.5. Batasan Masalah.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1. Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan.....	5
2.2. Tinjauan Pustaka.....	8
2.2.1. Metode Diskriminan.....	8
2.2.1.1. Pengujian Perbedaan Rata-Rata Kelompok	11
2.2.1.2. Metode Fisher's untuk masalah klasifikasi.....	13
2.2.1.3. Pengelompokan dengan 2 (dua) Grup.....	15
2.2.3. Taksiran Kepadatan Kernel	16

2.2.3.1. Taksiran Mean dan Varians $f_h(x)$	17
2.2.3.2. Bias $f_h(x)$	19
2.2.3.3. Pemilihan Bandwidth h	20
2.2.3.4. Metode Diskriminan Nonparametrik	21
2.2.3.5. Pengelompokan 2 Group Dengan Fungsi Kepadatan.	23
2.2.3.6. Pemilihan Fungsi Kernel	24
2.2.4. Artificial Neural Network (ANN)	25
2.2.4.1. Feed Forward Artificial Neural Network	26
2.2.4.2. Metode Optimasi Error	31
2.2.5. Kriteria Pemilihan Model Terbaik	34
2.2.6. Uji Kestabilan dan Keakuratan pengelompokan	34
BAB III BAHAN DAN METODE PENELITIAN	38
3.1. Bahan Penelitian	38
3.2. Metodologi Penelitian	39
3.3. Teknik Analisa Data	43
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	44
4.1. Deskriptif Data	44
4.2. Metode Diskriminan	45
4.2.1. Persyaratan Metode Diskriminan	45
4.2.1.1. Pengujian multinormal	45
4.2.1.2. Pengujian Kesamaan Matriks Varian Kovarian.	46
4.2.2. Pengujian Perbedaan Rata-Rata Kelompok	47
4.2.3. Penyusunan model terbaik Diskriminan	47
4.3. Perbandingan Ketepatan Klasifikasi antara Metode Diskriminan, Kernel dan ANN	49

BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN	76
5.1.	Kesimpulan	76
5.2.	Saran.....	77
DAFTAR PUSTAKA		78
LAMPIRAN		80

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1.	Macam-macam Fungsi Kernel.....	25
Tabel 4.1.	Mean dan Standart Deviasi Variabel.....	45
Tabel 4.2.	Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan Menggunakan metode Diskriminan untuk Data Training	51
Tabel 4.3.	Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan Menggunakan metode Diskriminan untuk Data Testing	53
Tabel 4.4	Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan Menggunakan metode Kernel untuk Data Training (Asumsi Matrik Varian Kovarian Sama)	57
Tabel 4.5	Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan Menggunakan metode Kernel untuk Data Training (Asumsi Matrik Varian Kovarian Tidak Sama)	60
Tabel 4.6.	Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan Menggunakan metode Kernel untuk Data Testing (Asumsi Matrik Varian Kovarian Sama)	63
Tabel 4.7.	Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan Menggunakan metode Kernel untuk Data Testing (Asumsi Matrik Varian Kovarian Tidak Sama)	65
Tabel 4.8.	Hasil Trial dan Error untuk Arsitektur ANN Optimal.....	68
Tabel 4.9.	Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan Menggunakan metode ANN untuk Data Training	69
Tabel 4.10.	Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan Menggunakan metode Kernel untuk Data Testing	72
Tabel 4.11.	Tabel ketepatan klasifikasi untuk Data Training.....	74
Tabel 4.12.	Tabel ketepatan klasifikasi untuk Data Testing.....	74

DAFTAR GAMBAR

No. Gambar	Judul Gambar	Hal
Gambar 2.1.	Feed Fordward Networks dengan Single Hidden Layer.....	27
Gambar 2.2.	Uji Keakuratan.....	36
Gambar 3.1.	Diagram alur proses.....	42

DAFTAR LAMPIRAN

No. Lampiran	Judul Lampiran	Hal
Lampiran 1.	Data Pengelompokan Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan	80
Lampiran 2A.	Program Uji Multinormal.....	84
Lampiran 2B.	Uji Multinormal untuk Seluruh Variabel.....	86
Lampiran 3.	Tabel Mean dan Standar Deviasi	87
Lampiran 4.	Tabel Wilks Lambda untuk Perbedaan Rata-Rata Kelompok.....	88
Lampiran 5.	Uji Box's M untuk Kesamaan Matrik Varian Kovarian.....	88
Lampiran 6A.	<i>Stepwise Analysis</i> pada Analisis Diskriminan.....	89
Lampiran 6B.	Korelasi Kanonik.....	92
Lampiran 6C.	Fungsi Linear Diskriminan Fisher.....	92
Lampiran 7A.	Program Metode Diskriminan ANN.....	93
Lampiran 7B.	Hasil Program Diskriminan ANN pada Data Training dan Data Testing	95
Lampiran 8A.	Program Metode Kernel untuk Data Training.....	101
Lampiran 8B.	Hasil Program Kernel pada Data Training.....	102
Lampiran 9A.	Program Metode Kernel untuk Data Testing.....	106
Lampiran 9B.	Hasil Program Kernel pada Data Testing.....	107

BAB I
PENDAHULUAN.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Selama ini banyak penelitian tentang tampilan data olahraga baik di media massa maupun di televisi yang hanya berupa tampilan saja dan tidak dianalisis lebih lanjut untuk menjadi suatu kebutuhan analisis lanjutan khususnya dalam bidang statistik, dan data olahraga tersebut sebenarnya bisa dimodelkan meskipun ketidakpastiannya besar.

Penelitian di bidang olah raga merupakan suatu masalah yang sangat kompleks dan masih sedikit peneliti yang melakukan penelitian terhadap bidang ini. Penelitian ini memerlukan suatu pengkajian ilmu yang mendalam dan melibatkan sejumlah variabel yang dipandang secara logika mempunyai kontribusi terhadap nilai-nilai pada olah raga secara tertentu. Contohnya di bidang olah raga tenis lapangan, dilakukan suatu penelitian mengenai pengelompokan atau klasifikasi ketrampilan permainan tenis lapangan yang didasarkan pada beberapa variabel bebas.

Metode yang sering digunakan untuk masalah klasifikasi tersebut pada penelitian-penelitian sebelumnya adalah metode Diskriminan Linear yang dikembangkan *R.A. Fisher*. Metode Diskriminan merupakan salah teknik multivariate yang berfokus pada pemisahan obyek (pengamatan) dimana memerlukan asumsi data berdistribusi normal dengan varians-kovarians sama. Tetapi pada penerapannya metode Diskriminan sering melibatkan peubah-peubah kategorik yang tidak mengikuti pola distribusi normal, meskipun diperoleh hasil tidak optimal (*Dillon dan Goldstein*, 1984). Dan fungsi Diskriminan Linear dapat digunakan dengan hasil

yang kurang baik dan hasilnya sangat tergantung pada korelasi antar peubah kategorik dan kontinyu. (Johnson dan Wichern, 1992).

Dan pada kenyataannya, penelitian-penelitian yang dilakukan oleh para peneliti tidak selamanya memenuhi asumsi-asumsi yang telah ditentukan. Untuk itu, melalui penelitian ini terdapat metode alternatif pemecahan lainnya mengenai masalah klasifikasi yang tidak memerlukan persyaratan atau asumsi-asumsi yaitu metode nonparametrik yang terdiri dari metode *Kernel* dan *Artificial Neural Network (ANN)*. Aitchison dan Aithken (1976), Habbema (1976), Holmstorm dan Sains (1997) menyatakan bahwa metode *Kernel* memberikan hasil yang lebih baik dibanding dengan fungsi linear diskriminan pada pola distribusi tidak normal.

1.2. Permasalahan

Masalah yang akan diselesaikan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut :

1. Bagaimana menentukan faktor-faktor pembeda yang mempengaruhi variabel respon yaitu ketrampilan permainan tenis lapangan.
2. Bagaimana menentukan ketepatan pengelompokan atau kesalahan klasifikasi pada metode klasifikasi yang digunakan, khususnya metode Diskriminan, *Kernel* dan ANN dengan kriteria MCC (*Maximum Change Criterion*) dan PCC (*Proportional Change Criterion*).

1.3. Tujuan

Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mengetahui faktor-faktor pembeda yang mempengaruhi variabel respon yaitu ketrampilan permainan tenis lapangan .
2. Mengetahui ketepatan pengelompokan atau kesalahan klasifikasi pada metode klasifikasi yang digunakan, khususnya metode Diskriminan, Kernel dan ANN dengan kriteria MCC (*Maximum Change Criterion*) dan PCC (*Proportional Change Criterion*).



1.4. Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah :

1. Manfaat umum : dapat menentukan pengelompokan secara tepat pada data respon dengan digunakannya metode parametrik (metode Diskriminan) dan dapat mengetahui ketepatan pengelompokan dengan metode nonparametrik (metode Kernel dan ANN).
2. Manfaat khusus : sebagai acuan untuk mengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan pada Fakultas Ilmu Olahraga Universitas Negeri Manado (FIO-UNIMA) dengan indikator-indikator yang sudah ditentukan dengan menggunakan metode Diskriminan dan untuk ketepatan pengelompokannya digunakan metode nonparametrik yaitu metode ANN dan Kernel.

1.5. Batasan Masalah

Mengingat kompleksnya masalah maka dalam pembahasan ini diambil batasan sebagai berikut :

1. Penelitian menggunakan data riil, yaitu data sekunder dengan respon berskala biner dengan peubah bebas kontinyu.
2. Sumber data pada penelitian ini diambil dari Fakultas Ilmu Keolahragaan (FIK) Universitas Negeri Manado (UNIMA).

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan

Ketrampilan permainan tennis lapangan adalah kemampuan atlet atau mahasiswa dalam melakukan pukulan *ground strok forehand back hand*, *volley* dan *service* dalam permainan tennis lapangan secara tepat dan terarah pada sasaran tertentu. Pengukuran ketrampilan tennis lapangan ini menggunakan tes ketrampilan dari Hewitt (Verducci, 1980) caranya adalah setiap anak coba melakukan service sebanyak 10 kali service di kotak sebelah kiri. Setiap pukulan mempunyai nilai yang sesuai sasaran yang dikenai bola pada saat *service*, sedangkan *service* yang tidak mengenai sasaran tidak mendapat nilai.

Begitu juga pukulan *ground strok forehand* dan *back hand* dilakukan masing-masing 10 kali dan setiap pukulan yang kena sasaran mendapat nilai yang sesuai. Untuk voli dilakukan oleh anak coba secara berpasangan dalam permainan selama 3 menit yang dimulai dengan *service*, kemudian dihitung masing-masing anak coba itu dalam melakukan pukulan yang benar. Selanjutnya dijumlahkan semua nilai yang diperoleh anak coba. Berdasarkan jumlah nilai total tersebut, maka anak coba dapat dimasukkan pada kelompok kriteria ketrampilan tertentu. Data dalam tes ini dalam bentuk skala interval dan mempunyai standar klasifikasi tertentu.

Ketrampilan permainan tennis lapangan dipengaruhi oleh beberapa variabel, antara lain :

1. Kelentukan pinggang adalah sebagai suatu kondisi otot dan jaringan ikat yang memberi kontribusi terhadap ruang gerak dari suatu gerakan. Untuk mengukur

kelentukan pinggang digunakan alat tes yang disebut *fleksiometer*, sehingga diperoleh data dalam bentuk skala ratio dengan satuan cm.

2. Kekuatan otot lengan adalah kemampuan otot atau kelompok otot lengan dari atlet atau mahasiswa pemain tenis lapangan untuk memukul bola dengan raket. Untuk mengukur kekuatan lengan digunakan tes kekuatan lengan dengan alat *hand dynamometer* dan data diperoleh dalam bentuk skala ratio dengan satuan kgf.
3. Kekuatan otot tungkai adalah kemampuan otot atau kelompok otot tungkai dari anak coba (pemain tenis lapangan) untuk menahan berat badannya. Untuk mengukur kekuatan otot tungkai digunakan tes kekuatan dengan alat *back leg dynamometer*, skala datanya berbentuk ratio dengan satuan kgf.
4. Kekuatan genggam adalah kemampuan otot atau kelompok otot tangan dari anak coba untuk mengenggam atau memegang raket secara keras disaat memukul bola tenis. Untuk mengukur kekuatan genggam digunakan alat *hand and grip dynamometer* dengan skala datanya ratio dan satuannya kgf.
5. Kekuatan otot punggung adalah kemampuan otot atau kelompok otot punggung dari atlet tenis lapangan (anak coba) untuk membantu mendorong disaat lengan sedang memukul bola dengan raket. Untuk mengukur kekuatan punggung digunakan alat *back leg dynamometer* (Sajoto, 1988), dengan skala datanya ratio dan satuannya kgf.
6. Daya tahan otot tungkai adalah kemampuan otot atau sekelompok otot tungkai anak coba dalam melaksanakan aktivitas lari dengan waktu yang cukup lama. Untuk mengukur daya tahan otot tungkai digunakan *Half Squat Test* (Hazeldine, 1989). Skala datanya berbentuk interval.

7. Daya tekan otot lengan adalah kemampuan otot atau sekelompok otot lengan atlet pemain tenis lapangan untuk melakukan aktivitas seperti memukul bola dengan raket tenis secara berulang-ulang dalam waktu yang cukup lama. Tanpa mengalami kelelahan yang berarti. Untuk mengukur daya tahan otot lengan digunakan tes *push up*. Skala data berbentuk interval.
8. VO_2 Max adalah kemampuan anak coba untuk menggunakan *oxygen* dalam tubuhnya selama satu menit untuk setiap berat badan (Sajoto, 1988). Tes yang digunakan adalah *cycle ergometer* atau *treadmil*. Skala data yang diperoleh adalah interval, dengan satuan alat ukur yang dipakai adalah ml/kg/men.
9. Kecepatan lari 50 m adalah suatu kemampuan seorang atlet (anak coba) untuk menempuh jarak sejauh 50 meter dengan cara berlari secepat-cepatnya. Untuk memperoleh datanya digunakan tes lari cepat 50 m dengan satuan alat ukurnya adalah detik.
10. Reaksi tangan adalah suatu kemampuan tangan secara cepat untuk menjawab suatu rangsangan cepat melalui pendengaran atau penglihatan. Untuk mengukur reaksi tangan digunakan tes reaksi tangan (Verducci, 1980). Dengan skala data berbentuk interval dan satuan alat ukurnya cm.
11. Kelincahan adalah kemampuan merubah arah dengan cepat dan tepat, selagi tubuh bergerak dari suatu tempat ke tempat lain. Yaitu suatu kemampuan untuk merubah posisi badan secara cepat dan tepat (Sajoto, 1988). Untuk mengukur kelincahan digunakan tes *shuttle run*. Data yang diperoleh melalui tes tersebut dalam bentuk skala ratio dengan satuan waktu (detik).

2.2. Tinjauan Statistik

Timbulnya persoalan *multivariate* yang sangat kompleks dalam suatu penelitian adalah banyaknya karakteristik pada obyek yang diukur oleh beberapa variabel secara bersama-sama, dimana variabel tersebut memiliki pola kontribusi tertentu. Pada suatu penelitian dengan menggunakan variabel berdimensi relatif cukup besar akan menyebabkan permasalahan yang kompleks, dimana perlu dilakukan usaha penyederhanaan struktur dan dimensi menjadi beberapa kelompok untuk menginterpretasikan seluruh informasi yang ada. Untuk menyelesaikan persoalan *multivariate* ini, digunakan suatu metode *multivariate* yaitu metode parametrik (Diskriminan) dan metode nonparametrik (Kernel dan ANN).

2.2.1. Metode Diskriminan

Metode Diskriminan merupakan salah satu metode *multivariate* yang berfokus pada pengklasifikasikan individu atau obyek ke dalam suatu kelompok yang telah diketahui dengan jelas pengelompokkannya berdasarkan sekumpulan peubah bebas dengan cara membentuk fungsi Diskriminan. Masalah yang ditelusuri dalam metode Diskriminan adalah mencari cara terbaik untuk menyatakan perbedaan antar kelompok tersebut dan cara untuk mengalokasikan suatu obyek (baru) ke dalam salah satu kelompok tersebut (masalah klasifikasi).

Bila variabel random X_1, \dots, X_n berdistribusi *multivariate normal*, maka prosedur yang digunakan dalam metode Diskriminan ini adalah fungsi Diskriminan Linear dengan matrik varians kovarian sama dan kuadratik dengan matrik varians kovarians tidak sama. (Seber, 1984). Apabila fungsi kepadatan tidak memenuhi asumsi normal, dapat dilakukan transformasi data dan menerapkan prosedur fungsi

Diskriminan Linear pada data transformasi tersebut. Alternatif lain adalah melakukan pendugaan fungsi kepadatan secara nonparametrik. (Scott, 1992).

Metode Diskriminan tersebut harus memenuhi asumsi-asumsi yang telah ditentukan sebagai berikut :

1. Variabel yang digunakan berdistribusi multivariate normal .

Untuk menguji bahwa peubah-peubah yang digunakan menyebar secara normal, digunakan ukuran jarak multivariabel :

$$d_i^2 = (X_i - \bar{X})^T S^{-1} (X_i - \bar{X}) \dots\dots\dots(2.1)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

dimana :

d_i^2 = jarak kuadrat setiap pengamatan dimana X_i adalah pengamatan ke- i

S^{-1} = invers matrik varian kovarian S

\bar{X} = rata-rata dari pengamatan ke- i

Hipotesa yang digunakan adalah :

H_0 : data berdistribusi multivariate normal

H_1 : data tidak berdistribusi multivariate normal

Mengingat hasil plot merupakan hasil eksplorasi maka akan sangat sulit untuk menentukan sampai berapa jauh plot tersebut dikatakan lurus, sehingga diperlukan pengujian yang lebih bersifat eksak yaitu dengan menggunakan pendekatan jarak titik-titik secara multivariabel dimana dengan $\alpha = 0.5$ jika kurang dari 50% nilai d_i^2 lebih kecil dari $\chi^2_{0.5, p}$ maka dapat disimpulkan bahwa yang diamati mengikuti distribusi multinormal.

Selain itu dapat dilihat dari plot $\chi^2_{0.5, p}$ multivariate (untuk $p \geq 2$) dengan algoritma sebagai berikut :

1. Dapatkan $d_i^2 = (X_i - \bar{X})^T S^{-1} (X_i - \bar{X})$, $i = 1, 2, \dots, n$

2. Urutkan d_i^2 sehingga $d_{(1)}^2 \leq d_{(2)}^2 \leq \dots \leq d_{(n)}^2$

3. Plot $(d_i^2, \chi^2(p, \frac{i-0.5}{n}))$



p = banyaknya variabel

Bila hasil plot mendekati garis lurus, maka dapat disimpulkan bahwa data berdistribusi multivariate normal.

2. Matrik varians kovariansnya sama atau homogen.

Untuk menguji kesamaan matrik varian kovarian antar kelompok digunakan statistik Box'M dengan suatu hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 : \Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma_3 = \dots = \Sigma_k$$

H_1 : Minimal ada dua kelompok yang berbeda

Statistik uji :

$$\text{Box's } M = -2 \ln \lambda^* = (n-k) \ln \left| \frac{W}{n-k} \right| - \sum_{j=1}^k (n_j - 1) \ln |S_j| \dots \dots \dots (2.2)$$

$$\lambda^* = \frac{\prod_{j=1}^k |S_j|^{(n_j-1)/2}}{\left| \frac{W}{n-k} \right|^{(n-k)/2}} \dots \dots \dots (2.3)$$

$$j = 1, 2, \dots, k$$

dimana :

n = banyaknya pengamatan

k = banyaknya kelompok

$\frac{W}{n-k}$ = matrik varian kovarian gabungan dalam kelompok

S_j = matrik varian kovarian kelompok ke-j

Apabila $\left(\frac{-2 \ln \lambda^*}{b} \right) \leq F_{V1, V2, \alpha}$ maka tidak ada alasan untuk menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa antara kelompok mempunyai matriks varian kovarian yang sama, dimana :

$$b = \frac{V1}{\left[1 - a_1 - \frac{V1}{V2} \right]} \dots \dots \dots (2.4)$$

$$V1 = 1/2 (k-1) p (p+1)$$

$$V2 = \frac{(14+2)}{(a_2 - a_1^2)}$$

$$a_1 = \frac{(2p^2 + 3p - 1)}{6(k-1)(p+1)} \left[\sum_{j=1}^k \frac{1}{(n_j - 1)} - \frac{1}{(n - k)} \right]$$

$$a_2 = \frac{(p-1)(p+2)}{6(k-1)} \left[\sum_{j=1}^k \frac{1}{(n_j - 1)^2} - \frac{1}{(n - k)} \right]$$

p = banyaknya variabel pembeda

2.2.1.1. Pengujian Perbedaan Rata-Rata Kelompok

Untuk menguji perbedaan rata-rata kelompok (*Johnson dan Wichern, 1992*) digunakan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots \dots \dots = \mu_k = 0$$

$$H_1 : \text{paling tidak ada satu } \mu_k \neq 0 ; k = 1, 2, \dots, g$$

Statistik uji yang digunakan adalah V-Bartlett yaitu :

$$V = \left[-(n-1) - \frac{(p+k)}{2} \right] \ln \Lambda^* \dots \dots \dots (2.5)$$

$$\Lambda^* = \frac{|W|}{|B + W|} \dots \dots \dots (2.6)$$

dimana :

$$W = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X}_i)(X_{ij} - \bar{X}_i)^T$$

W = matrik jumlah kuadrat dan cross-product dalam kelompok dengan

derajat bebas $\sum_{i=1}^k n_i - k$

$$B = \sum_{i=1}^k (\bar{X}_i - \bar{X})(\bar{X}_i - \bar{X})^T$$

B = matrik jumlah kuadrat dan cross-product antar kelompok dengan

derajat bebas $k-1$

$$B + W = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X})(X_{ij} - \bar{X})^T$$

$B + W$ = matrik jumlah kuadrat dan cross-product total dengan derajat bebas

$$\sum_{i=1}^k n_i - 1.$$

n = banyaknya pengamatan

p = banyaknya variabel pembeda

k = banyaknya kelompok

X_{ij} = pengamatan ke- j pada kelompok ke- i

\bar{X}_i = vektor rata-rata kelompok ke- i

\bar{X} = vektor rata-rata keseluruhan

n_i = jumlah kelompok pada kelompok ke- i

Apabila $V \leq \chi^2_{p(k-1)}(\alpha)$, maka tidak ada alasan untuk menolak H_0 . Hal ini berarti tidak terdapat perbedaan rata-rata antar kelompok.

Bila hasil pengujian perbedaan rata-rata menghasilkan adanya perbedaan yang nyata antar kelompok, maka fungsi Diskriminan dapat dibentuk untuk mengetahui

hubungan antar kelompok serta berguna untuk mengelompokkan suatu obyek baru ke dalam salah satu kelompok.

2.2.1.2 Metode Fisher's untuk masalah klasifikasi

Menurut Fisher, untuk mencari kombinasi linier dari p variabel bebas tersebut dapat dilakukan dengan pemilihan koefisien-koefisiennya yang menghasilkan hasil bagi maksimum antar matriks varian kovarian antar kelompok dan matrik varian kovarian dalam kelompok. Tujuan utama metode Diskriminan Fisher adalah memisahkan populasi dan juga dapat digunakan untuk klasifikasi. Kombinasi linear yang dapat dibangun dari p variabel tersebut sebagai berikut :

$$Y = \ell_1 X_1 + \ell_2 X_2 + \dots + \ell_p X_p \dots \dots \dots (2.7)$$

$$Y = \ell^T \underline{X}$$

dimana :

$$\ell^T = (\ell_1, \ell_2, \dots, \ell_p)$$

$$\underline{X} = [X_1, X_2, \dots, X_p]$$

p = banyaknya variabel pembeda

Ukuran variabilitas *between* grup dari harga Y relatif terhadap variabilitas *within* grup adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \frac{\text{between sample means of } Y}{(\text{sample variance of } Y)} &= \frac{\sum_{j=1}^J (\mu_j - \bar{\mu})^2}{\sigma^2 Y} \\ &= \frac{\ell^T \left(\sum_{j=1}^J (\mu_j - \bar{\mu})(\mu_j - \bar{\mu})^T \right) \ell}{\ell^T \Sigma \ell} \\ &= \frac{\ell^T B \ell}{\ell^T \Sigma \ell} \dots \dots \dots (2.8) \end{aligned}$$

dimana :

k = banyaknya kelompok

$$\bar{\mu} = \sum_{i=1}^k \mu_i / k$$

= vektor rata-rata dari kombinasi populasi

$$B_0 = \sum_{i=1}^k (\mu_i - \bar{\mu})(\mu_i - \bar{\mu})^T$$

= matrik varian kovarian antar k kelompok

Fungsi diskriminan Linier Fisher yang digunakan untuk alat klasifikasi adalah

$$Y = t^T \underline{X} = (\mu_1 - \bar{\mu})^T \Sigma^{-1} x.$$

Dalam penelitian ini, karena melibatkan banyak peubah, maka untuk menentukan kriteria peubah, mana yang mempunyai peranan yang cukup besar dalam pembentukan fungsi Diskriminan digunakan analisis diskriminan bertahap (*Stepwise Diskriminan*). Analisis ini berusaha mengeluarkan peubah yang kurang berguna dalam pembentukan fungsi Diskriminan sebelum dilakukan analisis selanjutnya. Kriteria seleksi peubah yang akan masuk dalam fungsi Diskriminan dalam memilih peubah pembeda yang paling berarti yaitu mempunyai nilai F besar atau nilai Wilk's Lambda yang terkecil.

Selanjutnya peubah pembeda kedua dipilih yang paling berarti berikutnya, dimana peubah tersebut mampu untuk meningkatkan kriteria perbedaan setelah dikombinasikan dengan peubah terpilih pertama. Demikian seterusnya, sampai tidak ada lagi peubah yang mampu untuk meningkatkan perbedaan setelah dikombinasikan dengan peubah terpilih sebelumnya atau pada setiap langkah, peubah terpilih dapat dikeluarkan dari analisis, jika ternyata dengan masuknya peubah tersebut justru melemahkan daya perbedaan setelah dikombinasikan dengan peubah sebelumnya.

2.2.1.3. Pengelompokan Dengan 2 (dua) Grup

Ide dasar dari pengelompokan 2 (dua) grup adalah memisahkan obyek pengamatan menjadi 2 (dua) klas, berdasarkan pengukuran n variabel random $X^T = [X_1, X_2, \dots, X_n]$. (Johnson dan Wichern, 1992).

Untuk aturan pengalokasian Fisher yang digunakan untuk mengelompokan observasi baru dapat ditunjukkan dengan :

Mengalokasikan X_0 untuk π_1 jika :

$$Y_0 = (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma^{-1} x \geq \bar{m} \text{ atau } Y_0 - \hat{m} \geq 0$$

Mengalokasikan X_0 untuk π_2 jika :

$$Y_0 = (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma^{-1} x < \bar{m} \text{ atau } Y_0 - \hat{m} < 0$$

dimana :

$$\bar{m} = \frac{1}{2} (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \dots \dots \dots (2.9)$$

Dengan aturan Bayes akan diperoleh suatu fungsi Diskriminan dengan menggunakan probabilitas *posterior* yaitu :

$$P(G_1|x) = \frac{p_1 f_1(x)}{p_1 f_1(x) + p_2 f_2(x)}$$

$$P(G_2|x) = \frac{p_2 f_2(x)}{p_1 f_1(x) + p_2 f_2(x)} = 1 - P(G_1|x) \dots \dots \dots (2.10)$$

Setiap obyek pengamatan yang berkaitan dengan pengukuran variabel x , dapat dilambangkan dengan G_1 dan G_2 .

$f_1(x)$ dan $f_2(x)$ merupakan fungsi kepadatan probabilitas yang berkaitan dengan vektor variabel acak X untuk grup G_1 dan G_2 .

2.2.2. Taksiran Kepadatan Kernel $f_h(x_i)$

Suatu karakteristik dasar yang menunjukkan sifat dari variabel acak X adalah fungsi kepadatan peluangnya (Hardle, 1990). Dalam praktiknya, bentuk fungsi kepadatan peluang dari suatu variabel acak tidak selalu diketahui. Jika diberikan sejumlah n pengamatan yang diasumsikan *independent* dan merupakan variabel acak yang berdistribusi identik f , maka tujuannya adalah menduga fungsi kepadatan peluang berdasar pengamatan tersebut.

Ada dua pendekatan yang bisa dilakukan, yaitu pendekatan parametrik dan nonparametrik. Dalam pendekatan parametrik, menduga fungsi kepadatan peluang sama artinya dengan menduga parameter. Sedangkan dalam pendekatan nonparametrik sama artinya dengan menduga fungsi kepadatan secara keseluruhan.

Kelebihan taksiran Kernel adalah bentuknya lebih fleksibel dan bentuk matematisnya lebih mudah disesuaikan. Secara umum fungsi Kernel (Wand dan Jones, 1995) didefinisikan sebagai :

$$K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right) \text{ untuk } -\infty < x < \infty \dots\dots\dots(2.11)$$

serta memenuhi :

1. $K(x) \geq 0$, untuk semua x
2. $\int_{-\infty}^{\infty} K(x) dx = 1$
3. $\int_{-\infty}^{\infty} K^2(x) dx < \infty$

Maka taksiran fungsi kepadatan kernelnya adalah :

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \dots\dots\dots(2.12)$$

dimana :

h = derajat penghalusan kernel yang disebut parameter *bandwidth* dan berperan untuk mengontrol penyebaran atau lebar dari fungsi $\hat{f}_h(x)$.

n = banyaknya pengamatan

2.2.3.1 Taksiran Mean dan Varians $\hat{f}_h(x)$

Taksiran fungsi kernel bergantung pada dua parameter, yaitu :

1. Fungsi Kernel K
2. *Bandwidth* h

Selanjutnya diteliti apakah ekspektasi $\hat{f}_h(x)$ merupakan taksiran yang *unbias*

$$\begin{aligned} E \left\{ \hat{f}_h(x) \right\} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E \left\{ K_h(x - x_i) \right\} \\ &= E \left\{ K_h(x - x_i) \right\} \\ &= \int K_h(x - \mu) f(\mu) d\mu \\ &= \int K(s) f(x + sh) ds \\ &= \int K(s) \left(f(x) + \frac{sh}{1!} f'(x) + \frac{sh^2}{2!} f''(x) + \dots \right) ds \\ &= f(x) \int K(s) ds + O(h) \int K(s) ds \\ &= f(x) \quad , \quad h \rightarrow 0 \dots \dots \dots (2.13) \end{aligned}$$

Oleh karena $E \left(\hat{f}_h(x) \right) = f(x)$ pada saat *bandwidth* h mendekati nol maka $\hat{f}_h(x)$ secara asimtotik adalah taksiran yang tidak bias.

Sedangkan taksiran variansinya adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Var} \left(\hat{f}_h(x) \right) &= \frac{1}{n^2} \text{Var} \left\{ \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) \right\} \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{Var} \left[K_h(x - x_i) \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{n} \text{Var} [K_h (x - X)] \\
&= \frac{1}{n} \{ E [K_h^2 (x - X)] - [E [K_h (x - X)]]^2 \} \\
&= \frac{1}{n} \left\{ \left(\frac{1}{h^2} \int K^2 \left(\frac{x - \mu}{h} \right) f(\mu) d\mu \right) - (f(x) + o(h))^2 \right\} \\
&= \frac{1}{n} \left\{ \left(\frac{1}{h} \int K^2(s) f(x + sh) ds \right) - (f(x) + o(h))^2 \right\} \\
&= \frac{1}{n} \left\{ \left(\frac{1}{h} \int K^2(s) ds \right) (f(x) + o(h)) - (f(x) + o(h))^2 \right\} \\
&= \frac{1}{n} \left\{ \left(\frac{1}{h} \|K\|_2^2 (f(x) + o(h)) \right) - (f(x) + o(h))^2 \right\} \\
&= \frac{1}{n} \|K\|_2^2 f(x) + o\left(\frac{1}{nh}\right) \quad nh \rightarrow \infty \dots \dots \dots (2.14)
\end{aligned}$$

Varians di atas mendekati proporsional pada $\frac{1}{nh}$ sehingga dipilih h yang besar yang akan menghasilkan varians yang kecil.

Dimana :

Notasi mengenai sequences (Wand dan Jones, 1995)

Notasi O dan o digunakan untuk mendefinisikan fungsi *real-valued* yang umum.

Jika a_n dan b_n adalah dua *real-valued* dalam *deterministic sequences* maka :

*, $a_n = o(b_n)$ atau a_n adalah "small oh" b_n ; $n \rightarrow \infty$,

jika dan hanya jika $\lim_{n \rightarrow \infty} |a_n / b_n| = 0$

*, $a_n = O(b_n)$; atau a_n adalah "big oh" b_n ; $n \rightarrow \infty$,

jika dan hanya jika $\limsup_{n \rightarrow \infty} |a_n / b_n| < \infty$

*, $a_n \sim b_n$, jika dan hanya jika $\lim_{n \rightarrow \infty} |a_n / b_n| = 1$

2.2.3.2. Bias $\hat{f}_h(x)$

Pada pembahasan sebelumnya diketahui bahwa $E(\hat{f}_h(x))$ mendekati $f_h(x)$ jika h mendekati nol dan $n \rightarrow \infty$. Sehingga untuk n yang terbatas $\hat{f}_h(x)$ merupakan taksiran yang bias dari $f_h(x)$. Selanjutnya dibahas tentang bias tersebut.

$$\begin{aligned} \text{Bias}(\hat{f}_h(x)) &= \int K(s) \int (x - sh) ds - f(x) \\ &= \int K(s) \left[f(x) + shf'(x) + \frac{h^2 s^2}{2} f''(x) + o(h^2) \right] ds - f(x) \\ &= f(x) + \frac{h^2}{2} f''(x) \mu_2(K) + o(h^2) - f(x) \end{aligned}$$

Jika K simetris disekitar nol, maka $\int sK(s) h f'(x) ds = 0$, sehingga :

$$\text{Bias}(\hat{f}_h(x)) = \frac{h^2}{2} f''(x) \mu_2(K) + o(h^2) ; h \rightarrow 0 \dots \dots \dots (2.15)$$

Terlihat bahwa bias terjadi pada saat h kuadrat, sehingga dipilih h yang kecil untuk memperkecil bias.

Jelaslah bahwa bias dari x proporsional pada turunan kedua dari $f(x)$. sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa :

1. Jika nilai *bandwidth* h semakin kecil, bias semakin kecil maka varians akan bertambah besar.
2. Jika nilai *bandwidth* h bertambah besar, bias bertambah besar maka varians akan semakin kecil.

Hal ini berarti bahwa :

1. Derajat penghalusan yang kecil memberikan bias yang kecil tetapi varians yang besar.
2. Derajat penghalusan yang besar memberikan bias yang besar tetapi varians yang kecil.

Untuk mengkompromikan kedua efek tersebut di atas digunakan *Mean Squared Error MSE* ($\hat{f}_h(x)$) atau *Mean Integrated Square Error MISE* ($\hat{f}_h(x)$)

Dimana :

$$\begin{aligned} \text{MSE}(\hat{f}_h(x)) &= \text{var}(\hat{f}_h(x)) + [\text{bias}(\hat{f}_h(x))]^2 \\ &= \frac{1}{nh} f(x) \left\| K \right\|_2^2 \frac{h^4}{4} (f''(x) \mu_2(K))^2 + o\left(\frac{1}{nh}\right) + o(h^4); h \rightarrow 0, nh \rightarrow \infty \dots \dots \dots (2.16) \end{aligned}$$

$\text{MSE}(\hat{f}_h(x)) \rightarrow 0$, jika $h \rightarrow 0$ dan $nh \rightarrow \infty$, sehingga fungsi padat probabilitas Kernel konsisten.

2.2.3.3. Pemilihan *Bandwidth h*

Masalah terpenting yang berhubungan dengan penggunaan taksiran kepadatan Kernel adalah pemilihan *bandwidth* yang optimal. Nilai optimal dari h tergantung pada kriteria yang digunakan untuk mengukur keseluruhan akurasi dari $f_h(x)$. Kriteria yang biasa digunakan adalah *Mean Square Error*.

Ada beberapa cara untuk menyelesaikan masalah ini selain cara di atas, diantaranya :

1. Mencoba beberapa nilai h , misalnya h_1, h_2, \dots, h_n dan kemudian menghitung $f''(x)$ untuk masing-masing nilai h . Kemudian dapat dipilih bentuk $f''(x)$ yang kelihatan sebagai bentuk yang paling masuk akal. (Asumsikan bahwa kita mengetahui dengan baik bagaimana kehalusan (*smooth*) dan fungsi sebenarnya).
2. Menggunakan metode *Cross Validation*.

Berdasarkan taksiran kepadatan \hat{f}_h dan ingin diuji h khusus, maka hipotesisnya adalah :

$$H_0 : \hat{f}_h(x) = f(x)$$

$$H_1 : \hat{f}_h(x) \neq f(x)$$

Statistik ujinya adalah : $\frac{f(x)}{\hat{f}_h(x)}$

Bandwidth yang baik adalah bila statistik uji tersebut nilainya mendekati satu.

Atau dapat pula dikatakan bahwa $E_x \left[\log \left(\frac{f}{\hat{f}_h} \right) (x) \right]$ mendekati nol.

2.2.3.4. Metode Diskriminan Nonparametrik

Metode diskriminan nonparametrik adalah suatu metode diskriminan berdasarkan pada pendugaan fungsi kepadatan peluang suatu grup tertentu secara nonparametrik. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menduga fungsi kepadatan peluang secara nonparametrik pada masing-masing grup serta untuk menghasilkan kriteria pengklasifikasian adalah metode Kernel.

Dalam pendugaan fungsi kepadatan peluang metode Kernel menggunakan Kernel *Uniform*, *Normal*, *Epanechnikov*, *Biweight*, atau *Triweight*. Pilihan yang populer untuk fungsi kernel adalah kernel normal (Seber, 1984). Notasi berikut digunakan untuk menjelaskan metode pengklasifikasian :

x vektor berdimensi p berisi variabel kuantitatif dari suatu pengamatan

t sebuah subskrip untuk membedakan grup

n_t jumlah pengamatan dalam grup t

$p(t|x)$ probabilitas *posterior* suatu pengamatan x merupakan grup t

$\hat{f}_t(x)$ pendugaan fungsi kepadatan peluang berasal dari group t berdasarkan x

$\hat{f}(x) = \sum q_t \hat{f}_t(x)$, dugaan fungsi kepadatan peluang tidak terkondisi pada x

Jarak kuadrat antara dua pengamatan antara dua vektor, x dan y , dalam group t diberikan sebagai berikut :

$$d_t^2(x, y) = (x - y)' V_t^{-1} (x - y) \dots\dots\dots (2.17)$$

dimana V_t mempunyai salah satu bentuk di bawah ini :

$V_t = S$ matriks pool kovarians

$V_t = \text{diag} (S)$ matriks diagonal dari matriks pool kovarians

$V_t = S_t$ matriks kovarians dalam group t

$V_t = \text{diag} (S_t)$ matriks diagonal dari matriks kovarians dalam group t

$V_t = I$ matrik identitas

Pengklasifikasian dari pengamatan vektor x berdasarkan fungsi kepadatan peluang suatu group tertentu. Dari pendugaan fungsi kepadatan peluang ini, probabilitas *posterior* dari keanggotaan group pada x dihitung. Suatu pengamatan x diklasifikasikan sebagai group u jika $t = u$ menghasilkan nilai $p(t | x)$ terbesar.

Metode kernel menggunakan suatu nilai *bandwidth* h , dan bentuk Kernel tertentu, K_t , untuk menduga fungsi kepadatan grup t pada tiap pengamatan vektor x .

Cara lain untuk memilih paramater penghalusan h adalah dengan memilih sebuah nilai yang mengoptimalkan kriteria yang ada. Grup yang berbeda mungkin memiliki sekumpulan nilai optimal yang berbeda. Diasumsikan bahwa fungsi kepadatan yang tidak diketahui tersebut memiliki batasan dan turunan kedua yang kontinu, dan kernel adalah sebuah fungsi kepadatan peluang yang simetris.

Salah satu kriteria adalah untuk meminimalkan perkiraan *MISE* dari fungsi kepadatan terduga. Nilai optimal h yang dihasilkan tergantung pada fungsi kepadatan dan kernel. Pilihan yang berasal untuk parameter penghalusan h adalah untuk mengoptimalkan kriteria dengan mengasumsikan bahwa grup t berdistribusi normal dengan matriks kovarians V_t .

Maka nilai optimal h yang dihasilkan pada grup t yaitu :

$$(A(K_t)/n_t)^{1/(p+4)} \dots \dots \dots (2.18)$$

dimana konstanta optimal $A(K_t)$ tergantung pada Kernel K_t . Untuk beberapa Kernel yang berguna. Konstanta $A(K_t)$ diberikan pada :

$$A(K_t) = \frac{2^{p+1}(p+2)\Gamma(p/2)}{p}$$

Dengan Kernel *Uniform*.

$$A(K_t) = \frac{4}{2p+1}$$

Dengan Kernel *Normal*.

$$A(K_t) = \frac{2^{p+1} p^2 (p+2)(p+4)\Gamma(p/2)}{2p+1}$$

Dengan Kernel *Epanechnikov*.

2.2.3.5. Pengelompokan 2 Group Dengan Fungsi Kepadatan

Ide dasar dari pengelompokan 2 group adalah memisahkan objek pengamatan menjadi 2 kelas, berdasarkan pengukuran p variabel random $\mathbf{x}^T = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. umumnya 2 group ini dilambangkan dengan π_1 dan π_2 .

Misalkan $f_1(x)$ dan $f_2(x)$ adalah fungsi kepadatan peluang berkaitan dengan $p \times 1$ vektor variabel acak \mathbf{x} untuk group π_1 dan π_2 . Suatu objek pengamatan, yang berkaitan dengan pengukuran variabel \mathbf{x} , harus dinyatakan sebagai group π_1 atau π_2 pengelompokan objek sebagai π_2 .

Selain perbandingan *likelihood*, aturan pengelompokan dapat juga dilakukan dengan menggunakan probabilitas *posterior* terbesar $P(\Pi_i | x_0)$ (*Johnson dan Wichern, 1992*). Dengan aturan Bayes, probabilitas *posterior*nya adalah :

$$P(\Pi_1 | x_0) = \frac{p_1 f_1(x_0)}{p_1 f_1(x_0) + p_2 f_2(x_0)}$$

$$P(\Pi_2 | x_0) = 1 - P(\Pi_1 | x_0) = \frac{p_2 f_2(x_0)}{p_1 f_1(x_0) + p_2 f_2(x_0)} \dots \dots \dots (2.19)$$

Jika $P(\Pi_1 | x_0) > P(\Pi_2 | x_0)$ maka suatu pengamatan x_0 diklasifikasikan sebagai Π_1 , dan begitu pula sebaliknya.

2.2.3.6. Pemilihan Fungsi Kernel

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menduga fungsi kepadatan peluang secara nonparametrik pada masing-masing grup serta untuk menghasilkan kriteria pengklasifikasian adalah metode kernel. Dalam pendugaan fungsi kepadatan peluang metode kernel menggunakan kernel *Uniform*, *Normal*, *Epanechnikov*, *Biweight*, atau *Triweight*. Kriteria pemilihan Kernel yang baik berdasarkan pada resiko kernel minimum yang diperoleh dari kernel-kernel optimal atau kernel-kernel dengan variansi minimum. Secara analitik sifat dari $\hat{f}_h(x)$ bergantung pada penentuan nilai *bandwidth*.

Macam-macam fungsi Kernel dapat dijelaskan pada tabel berikut :

Tabel 2.1. Macam-Macam Fungsi Kernel (dengan I adalah fungsi indikator)

Kernel	$K(\mu)$
<i>Uniform</i>	$\frac{1}{2} I(\mu \leq 1)$
<i>Triangle</i>	$(1 - \mu) I(\mu \leq 1)$
<i>Epanechnikov</i>	$\frac{3}{4} (1 - \mu^2) I(\mu \leq 1)$
<i>Quartie/ Biweight</i>	$\frac{15}{16} (1 - \mu^2)^2 I(\mu \leq 1)$
<i>Triweight</i>	$\frac{35}{32} (1 - \mu^2)^3 I(\mu \leq 1)$
<i>Gaussian</i>	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mu^2\right)$
<i>Cosinus</i>	$\frac{\pi}{4} \cos\left(\frac{\pi}{2} \mu\right) I(\mu \leq 1)$

Dalam praktek biasanya dipilih Kernel *Gaussian* (Seber, 1984) dikarenakan lebih halus dibandingkan fungsi Kernel yang lain.

2.2.4. Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) merupakan suatu sistem analisis yang proses kerjanya diilhami dari aktifitas jaringan syaraf pada manusia yang terdiri dari sekumpulan neuron-neuron atau unit-unit yang saling berinteraksi. Pada neuron syaraf manusia, proses alami mengatur bagaimana sinyal input pada dendrit diproses dan kemudian diterjemahkan dalam aktivitas *axon*. Sedangkan pada neuron buatan, proses learning mengatur input-input yang digunakan untuk pemetaan outputnya. ANN hanya tergantung pada arsitektur, training, testing dan algoritmanya.

Proses training merupakan proses pembelajaran dari ANN yang mengatur input – input yang digunakan dan bagaimana pemetaannya pada output hingga diperoleh model ANN serta training terjadi pada saat pengaturan weight dan bias. Sedangkan proses testing merupakan proses pengujian ketelitian dari model yang telah diperoleh

dari proses training. Algoritma yang populer digunakan untuk proses training adalah *back-propagation*.

Struktur ANN menurut sistem kerjanya terdiri dari tiga lapisan yaitu lapisan input (*input layer*), lapisan antara lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan lapisan output (*output layer*). Masing-masing lapisan diberikan pembobot (*weight*) yang akan mentransformasi nilai input menjadi nilai output. Setiap layer terdiri dari beberapa neuron dan antar neuron-neuron akan terhubung dengan neuron-neuron lain pada layer terdekat.

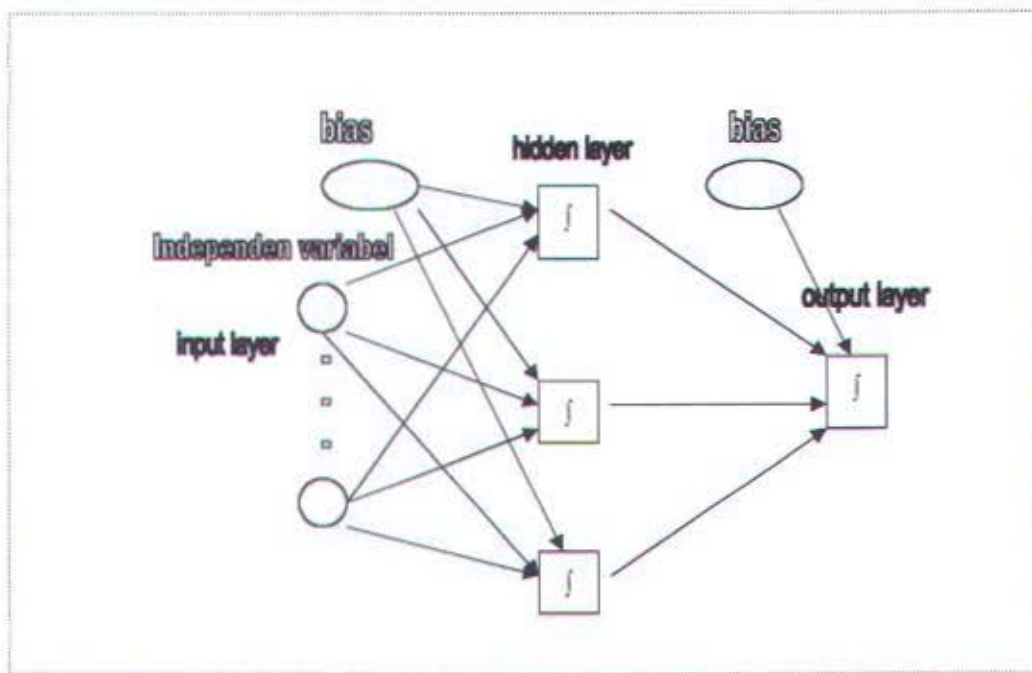


2.2.4.1. Feed Forward Artificial Neural Network (FFANN)

ANN juga merupakan unit dasar dari *feed forward layered neural network* (FFANN) dalam neuron yang formal. FFANN merupakan suatu jaringan dimana mempunyai neuron-neuron yang hanya mempunyai satu jalur hubungan dengan yang lainnya. Setiap neuron dapat diberi label atau nomor mulai angka kecil pada input sampai angka terbesar pada output, sehingga setiap neuron hanya terhubung dengan neuron yang mempunyai angka yang lebih tinggi.

Secara notasi yang lebih sederhana, setiap neuron menjumlahkan input dan menambahkan sebuah konstanta (*bias*) untuk membentuk input total dan menerapkan fungsi aktivasi pada input total untuk mendapatkan suatu output. Tiap jalur tersebut dihubungkan oleh sebuah pembobot.

Jaringan pembobotan didasarkan pada perbedaan target dengan hasil output. Kesalahan dari output layer akan diinteraksikan mundur oleh jaringan "*link weight*". Prosedur ini akan berulang sampai diperoleh nilai yang konvergen dengan nilai error yang minimum.



Gambar 2.1 Feed Forward Networks dengan SingleHidden Layer

Gambar di atas menunjukkan fungsi dari arsitektur ANN. Hubungan dari input dan output atau dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$y_k = f_k \left[\alpha_k + \sum_{j=1}^m w_{jk} f_j \left[\alpha_j + \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \right] \right] \dots\dots\dots (2.20)$$

dimana :

x : signal input

y : signal output

f_i : fungsi aktivasi

α_i : nilai bias untuk output ke-i

α_j : nilai bias untuk hidden note ke-j

$i = 1, 2, \dots, l; j = 1, 2, \dots, m$ dan $k = 1, 2, \dots, n$.

$\sum_{j=1}^m w_{jk}$: jumlah bobot dari hidden ke output

$\sum_{i=1}^n w_{ij}$: jumlah bobot dari input ke hidden.

Arsitektur ini juga disebut *multi layer perceptron* (MLP) dengan satu hidden layer.

Dalam sebuah arsitektur network penggunaan fungsi aktivasi tidak selalu sama tergantung dari permasalahan dan teori pendukungnya. Dalam penerapannya, permasalahan utama yang sering muncul adalah penentuan parameter atau pembobotan serta pengoptimalan jumlah layer dan jumlah neuron dari suatu arsitektur network.

Proses dalam ANN terbagi menjadi tiga tahap utama yaitu *feed forward*, *back propagation* dan *update* nilai bobot dimana penjelasan dari tahapan-tahapan tersebut adalah sebagai berikut :

1. *feed forward*

Tahap *feed forward* dilakukan proses dari input sampai diperoleh hasil output. Dalam proses ini input masuk pada input layer yang berupa data. Nilai yang berada pada node input dilanjutkan ke semua node pada hidden layer (kecuali bias), selanjutnya nilai tersebut diteruskan ke semua output layer. Nilai-nilai yang dikirim akan diaktivasi. Ada beberapa fungsi aktivasi yang dapat digunakan, antara lain :

$$\text{Hard Limit} \quad y = \begin{cases} f(x) = 1, & \text{jika } x > 0 \\ f(x) = 0, & \text{jika } x \leq 0 \end{cases} \dots\dots\dots (2.21)$$

$$\text{Linear} \quad y = W^T X + \alpha \dots\dots\dots (2.22)$$

$$\text{Logistic Sigmoid} \quad y = \frac{1}{1 + e^{-n}} = \frac{1}{1 + e^{-(W^T X + \alpha)}} \dots\dots\dots (2.23)$$

$$\text{dimana : } n = W^T X + \alpha$$

$$\text{Hyperbolic Tangen} \quad y = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \dots\dots\dots (2.24)$$

$$\text{dimana : } n = W^T X + \alpha$$

$$\text{Gaussian Radial Basic Function} \quad y = \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(-\frac{(W^T X + \alpha)^2}{2\sigma^2}\right) \dots\dots\dots (2.25)$$

$$\text{dimana : } n = W^T X + \alpha$$

Setiap fungsi diatas, digunakan dalam arsitektur ANN untuk beberapa tujuan yang berbeda.

Algoritma dalam proses *feed forward* ini adalah sebagai berikut :

1. Penentuan inisialisasi bobot, yaitu dengan random atau ditentukan nilainya.
2. Masukkan input signal x_i , $i = 1, 2, \dots, l$ pada node input.
3. Kalikan signal yang masuk dengan nilai bobot link dan berikan hasilnya ke hidden layer.
4. Nilai yang diterima oleh hidden node (z_j , $j = 1, 2, \dots, m$) dijumlahkan dan dilakukan suatu proses aktivasi.
5. Lakukan proses seperti tahap 3 dalam penyampaian signal dari hidden layer ke output layer.
6. Bandingkan hasilnya dengan nilai target pada tahap *backpropagation*.

2. *Backpropagation*

Pada tahap *backpropagation* ini dilakukan proses pembandingan nilai output dari tahap *feed forward* dengan nilai target yang ditentukan, kemudian dilanjutkan sampai ke depan sampai input layer sehingga diperoleh nilai error. Dalam metode back-propagation weight-weight tersebut diatur untuk meminimalisasikan nilai kuadrat beda antar output model dan output taksiran (*Sum Square Error*). Nilai error tersebut akan digunakan sebagai dasar untuk meng-*update* nilai bobot yang menghubungkan antara hidden layer dan output layer. Proses yang ada pada tahap ini

sama dengan proses pada tahap *feed forward*, hanya saja pada tahap *back propagation* ini, proses dilakukan dari output layer ke input layer.

Error pada sebuah unit keluaran didefinisikan oleh :

$$\delta_{pk} = (t_k - y_k) \dots \dots \dots (2.26)$$

Dimana t_k adalah harga keluaran yang diinginkan, y_k adalah keluaran aktual dari unit ke k atau nilai output pada layer terakhir, dengan “ k ” merupakan unit keluaran ke- k .

Dalam proses *backpropagation*, bentuk fungsi error yang dieliminasi adalah sebagai berikut :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r (t_k - y_k)^2 (t_k - y_k) \dots \dots \dots (2.27)$$

Secara umum, algoritma dalam proses *backpropagation* sebagai berikut :

1. Bandingkan setiap nilai output yang dihasilkan ($y_k, k = 1, 2, \dots, m$) dengan nilai target (t_k).
2. Hitung nilai koreksi untuk nilai bobot yang menghubungkan hidden node dan output node, serta output node dan bias.
3. Nilai error yang diperoleh dari output layer dilanjutkan ke seluruh node yang ada pada hidden layer, kemudian dikalikan dengan nilai bobot yang ada pada jalur yang dilaluinya. Setiap nilai yang diterima oleh hidden node akan dijumlahkan dan dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk memperoleh nilai error.
4. Hitung nilai koreksi untuk nilai bobot antara input node dan hidden node serta antara hidden node dan bias.

Proses estimasi dengan menggunakan backpropagation, terdapat beberapa permasalahan yang sering dijumpai antara lain pemilihan nilai awal, lokal minimum, jumlah neuron pada lapisan hidden dan lain-lain. Meskipun telah ada beberapa metode untuk memperkecil peluang munculnya permasalahan tersebut, tetapi tidak menjamin bahwa estimasi *backpropagation* akan memberikan hasil yang lebih baik.

3. Update nilai bobot

Proses ini merupakan tahap terakhir dari ANN. Pada tahap ini dilakukan *update*-an nilai bobot yang ada sampai diperoleh error minimal. Dengan langkah-langkah sebagai berikut :

- a. Meng-*update* nilai bobot antara hidden node dan output node

$$w_{jk} (new) = w_{jk} (old) + \Delta w_{jk} \dots\dots\dots(2.28)$$

- b. Meng-*update* nilai bobot antara input node dan hidden node

$$v_{ij} (new) = v_{ij} (old) + \Delta v_{ij} \dots\dots\dots(2.29)$$

Ketiga tahap tersebut di atas akan terus berulang (berjalan) sampai diperoleh suatu kondisi yang diinginkan, dimana kriteria ini ditentukan oleh peneliti, dan biasanya berupa nilai MSE minimal atau jumlah iterasi maksimal.

2.2.4.2. Metode Optimasi Error

Metode yang dipakai dalam optimasi error (nilai SSE) adalah metode optimasi orde kedua (matrik *Hessian*). Metode matrik *Hessian* ini digunakan dalam algoritma *Quasi-Newton* yang merupakan metode optimasi dengan pendekatan gradien.

Metode *Quasi-Newton* ini didasarkan pada suatu fungsi error dari deret Taylor

$E(w)$ disekitar beberapa titik w , dimana akan didapatkan :

$$E(w) = E(w) + (w - w)^T b + \frac{1}{2} (w - w)^T H (w - w) \dots\dots\dots (2.30)$$

$$b = \nabla E|_w \dots\dots\dots (2.31)$$

dimana b didefinisikan sebagai gradien dari E yang telah dikoreksi oleh w .

Matrik Hessian H didefinisikan sebagai :

$$(H)_v = \frac{\partial^2 E}{\partial w_i \partial w_j} \Big|_w \dots\dots\dots (2.32)$$

dari rumus (2.27) akan didapatkan suatu hubungan pendekatan lokal dari gradien yang dinyatakan dengan :

$$\nabla E = b + H(w - w) \dots\dots\dots (2.33)$$

Jika $\nabla E = 0$ dan w^* sebagai nilai minimum dari fungsi error, maka dari rumus (2.30) dapat dirubah menjadi :

$$E(w) = E(w^*) + \frac{1}{2} (w - w^*)^T (w - w^*) \dots\dots\dots (2.31)$$

$$w^* = w - H^{-1} g \dots\dots\dots (2.32)$$

dimana : w^* : nilai minimum dari fungsi error

H : matrik Hessian

g : gradien untuk setiap nilai w

$$g : \nabla E = H(w - w^*) \dots\dots\dots (2.33)$$

$H^{-1} g$: *newton direction* atau *newton-step* (bentuk dasar dari strategi optimasi)

Selain perhitungan matrik Hessian dan inversnya, metode ini juga melakukan pendugaan terhadap invers Hessiannya melalui step-stepnya. Misalkan dari persamaan (2.33) vektor bobot dari step τ dan $\tau+1$ dapat dirubah menjadi :

$$w^{(r+1)} - w^{(r)} = -H^{-1}(g^{(r+1)} - g^{(r)}) \dots\dots\dots(2.34)$$

Persamaan di atas disebut dengan kondisi *Quasi-Newton*. Permasalahan akan terjadi jika kondisi *Quasi-Newton* ini mempunyai matrik Hessian yang tidak definit positif. Salah satu cara untuk mengatasinya adalah dengan prosedur *update* atau pendugaan terhadap invers Hessiannya. Prosedur *update* yang umum dipakai adalah rumusan dari *Davidson-Fletcher-Powell* (DEP) dan rumusan *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno* (BFGS). Dimana formula BFGS adalah sebagai berikut :

$$G^{(r+1)} = G^{(r)} + \frac{pp^T}{p^T v} - \frac{(G^{(r)}v)v^T G^{(r)}}{v^T G^{(r)}v} + (v^T G^{(r)}v)uu^T \dots\dots\dots(2.35)$$

dimana : G : matrik pendugaan terhadap invers Hessian

$$p : w^{(r+1)} - w^{(r)} \dots\dots\dots(2.36)$$

$$v : g^{(r+1)} - g^{(r)} \dots\dots\dots(2.37)$$

$$u : \frac{p}{p^T v} - \frac{G^{(r)}v}{v^T G^{(r)}v} \dots\dots\dots(2.38)$$

Dalam perkembangannya aplikasi matrik G terhadap *update* nilai pembobot dapat menggunakan persamaan :

$$w^{(r+1)} = w^{(r)} + \alpha^{(r)} G^{(r)} g^{(r)} \dots\dots\dots(2.39)$$

dimana : $w^{(r+1)}$: nilai w baru

$w^{(r)}$: nilai w lama

α : nilai yang ditentukan pada saat fungsi minimum

Kelebihan dari pendekatan *Quasi-Newton* adalah line-searchnya tidak perlu dibentuk dengan menggunakan akurasi yang tinggi karena metode ini tidak memerlukan bentuk *critical factor* atau faktor kritis dalam algoritmanya. Kelemahan dari metode *Quasi-newton* adalah jika tidak diterapkan pada jaringan yang mempunyai banyak link bobot, metode ini tidak mempunyai memori yang cukup untuk mengatasinya.

2.2.5. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Kriteria yang digunakan dalam pemilihan model terbaik antara lain :

- a. AIC (Akaike's Information Criterion) yang didefinisikan sebagai :

$$AIC(M) = n\text{Log}(SSE/n) + 2M \dots\dots\dots(2.40)$$

- b. BIC (Bayesian Information Criterion)

$$BIC(M) = n\text{Log}(SSE/n) + M - M\log(n) \dots\dots\dots(2.41)$$

- c. SBC (Schwarz's Bayesian Criterion)

$$SBC(M) = n\text{Log}(SSE/n) + M\log(n) \dots\dots\dots(2.42)$$

Dimana M adalah banyak parameter yang ditaksir dalam model, dan n adalah banyak observasi efektif yaitu jumlah observasi yang diikutsertakan dalam proses perhitungan estimasi parameter.

Dalam kajian secara statistik, kriteria-kriteria ini tetap berpedoman pada asumsi distribusi normal pada error karena melibatkan nilai SSE. Dalam hal ini, meskipun ANN tidak memerlukan asumsi tersebut dalam pemodelannya, kriteria-kriteria ini tetap dipakai dalam pemilihan arsitektur optimal, dan asumsi kenormalan error dapat dipenuhi dengan berpedoman pada teorema limit pusat (central limit theorem) yang menyatakan bahwa setiap sampel yang diambil akan mengikuti distribusi normal untuk ukuran sampel yang besar.

2.2.6. Uji Kestabilan dan Keakuratan Pengelompokan

Ketepatan prediksi awal pengelompokan dengan hasil pengelompokan untuk ketiga metode tersebut dapat dihitung melalui *hit ratio*, yang dirumuskan sebagai berikut :

$$\text{Hit Ratio} = \frac{\text{jumlah individu yang tepat diklasifikasikan}}{\text{jumlah individu yang dijadikan sampel}} \times 100\%$$

Untuk menentukan apakah pengelompokan dari ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi ketrampilan “ baik” dan “sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka digunakan *Change Model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Proportional Change Criterion

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

Maksimum Change Criterion

$$C_{max} = (n_{max} + N) \times 100\%$$

Keterangan :

C_{pro} : *Proportional Change Criterion*

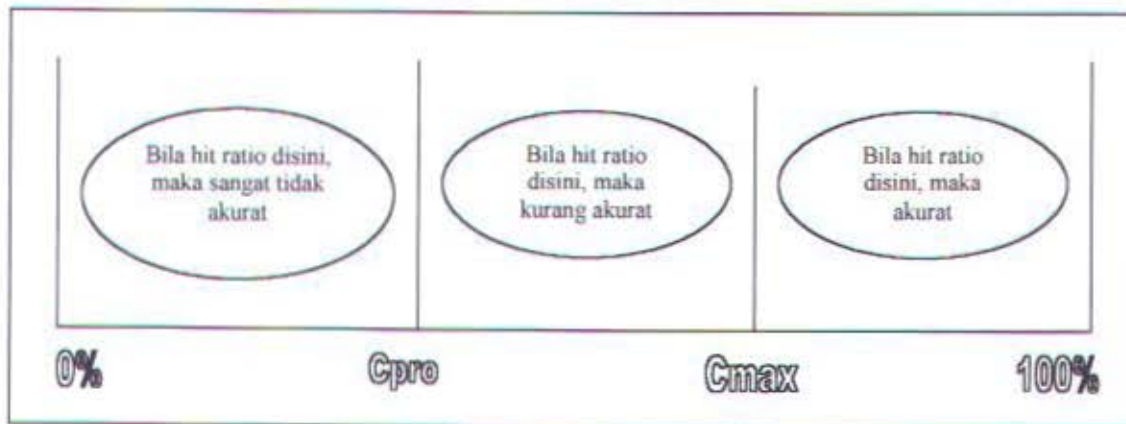
p : proporsi jumlah sampel yang tepat di kelompok 1 yaitu ketrampilan
“Baik”

q : proporsi jumlah sampel yang tepat di kelompok 2 yaitu ketrampilan
“Sedang”

n_{max} : jumlah sampel terbesar pada salah satu kelompok

N : jumlah sampel secara keseluruhan

Keakuratan pengelompokan digambarkan sebagai berikut :



Gambar 2.2 Uji Keakuratan

Tahap pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan pengelompokan dengan mengujikan pada *validation sample* , dimana hal ini bertujuan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel yang diteliti. Dengan menghitung nilai Press's Q yang diformulasikan sebagai berikut :

$$\text{Press's } Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k-1)}$$

Keterangan :

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai Press's Q tersebut dibandingkan dengan nilai Chi-square ($\chi^2_{(k-1)}$) tabel. Jika nilai Press's Q > ($\chi^2_{(k-1)}$) maka fungsi atau model yang dihasilkan tersebut mempunyai kestabilan dalam melakukan pengelompokan, dan sebaliknya jika nilai

Press's $Q < (\chi^2_{(k-1)})$ maka fungsi atau model yang dihasilkan tersebut tidak mempunyai kestabilan dalam melakukan pengelompokan. Secara statistik dapat dinyatakan sebagai berikut :

1. model mempunyai kestabilan, jika : nilai Press's $Q > (\chi^2_{(k-1)})$
2. model tidak mempunyai kestabilan, jika : nilai Press's $Q < (\chi^2_{(k-1)})$

BAB III

BAHAN DAN METODE PENELITIAN

BAB III

BAHAN DAN METODE PENELITIAN

3.1. Bahan Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diambil dari Tesis dari Adrian (2001) Universitas Airlangga dan berdasar data sekunder yang diperoleh maka sampel yang diambil berjumlah 82 orang yang dilakukan secara random dari jumlah populasi atlet tenis lapangan mahasiswa putra semester VI Fakultas Ilmu Olahraga Universitas Negeri Manado (FIO-UNIMA) yang mengikuti kegiatan perkuliahan tenis lapangan tahun 2001 (Adrian, 2001).

Variabel dependennya adalah ketrampilan permainan tenis lapangan yang terdiri dari dua kategori ketrampilan, yaitu : ketrampilan sedang dan baik. Dan variabel independennya memiliki skala pengukuran *interval* dan *ratio* yang terdiri dari :

X_1 = Kelentukan pinggang (Cm)

X_2 = Kekuatan otot lengan (Kg)

X_3 = Kekuatan otot tungkai (Kg)

X_4 = Kekuatan genggaman (Kg)

X_5 = Kekuatan otot punggung (Kg)

X_6 = Daya tahan otot tungkai

X_7 = Daya tahan otot lengan

X_8 = Vo_2 max (liter/BB/menit)

X_9 = Kecepatan lari 50 meter (detik)

X_{10} = Reaksi tangan (cm)

X_{11} = Kelincahan (detik)



3.2. Metodologi Penelitian

Pada penelitian ini akan mengacu pada studi pustaka beberapa jurnal dan buku (*text book*) mengenai masalah ketiga metode tersebut yaitu metode Diskriminan, Kernel, dan ANN yang akan diterapkan pada kasus tersebut.

Sebelum melakukan analisis, data kasus dibagi menjadi 2 (dua) bagian yaitu data training sebanyak 62 mahasiswa dan data testing sebanyak 20 mahasiswa. Hal ini dilakukan untuk menguji ketepatan model yang dihasilkan dalam melakukan pengklasifikasian data.

Dalam penelitian ini, langkah-langkah analisis yang akan dilakukan adalah sebagai berikut :

DATA TRAINING

1. Menganalisis metode Diskriminan Linier pada semua variabel sampai didapatkan model terbaik yang digunakan sebagai acuan.

Proses dari metode Diskriminan dapat dijelaskan dengan langkah-langkah sebagai berikut :

- Uji multi normal dengan menghitung nilai jarak kuadrat pada setiap pengamatan d_j^2 dan dibandingkan dengan Chi Kuadrat $\chi^2_{0.5,p}$.
- Uji identik (matriks varian kovarian) dengan uji Box's M
- Uji Beda Vektor
- Menentukan variabel – variabel dengan menyeleksi variabel-variabel tersebut.
- Mengelompokan obyek baru dengan indikator yang diperoleh dari fungsi pembeda yaitu kelompok ketrampilan sedang dan baik.

- Menentukan best model/model terbaik.

2. Melakukan metode Kernel pada semua variabel

Langkah-langkah dalam melakukan metode Kernel dengan urutan sebagai berikut :

- Menggambarkan fungsi kepadatan marginal dari masing-masing variabel
- Menentukan fungsi kepadatan Kernel
- Memasukkan nilai parameter penghalusan atau bandwidth h yang optimal dengan meminimumkan *Mean Square Error*-nya.
- Pengelompokan.

3. Melakukan analisis data dengan metode ANN pada semua variabel sampai didapatkan model terbaik yaitu :

- Menentukan banyaknya grup/kelompok yang akan dipisahkan dan masing-masing kelompok diberi penomoran sesuai dengan kelasnya masing-masing.
- Menentukan banyaknya hidden unit (node) dengan cara *trial dan error* sampai diperoleh jumlah hidden unit yang optimal dengan tingkat kesalahan yang minimal.
- Menentukan fungsi aktivasi dimana fungsi yang digunakan adalah *logistic sigmoid*.
- Menentukan inisial pembobotan.
- Memprediksi (klas) dari masing-masing kelompok, sehingga akan diketahui seberapa besar kesalahan pengklasifikasian.

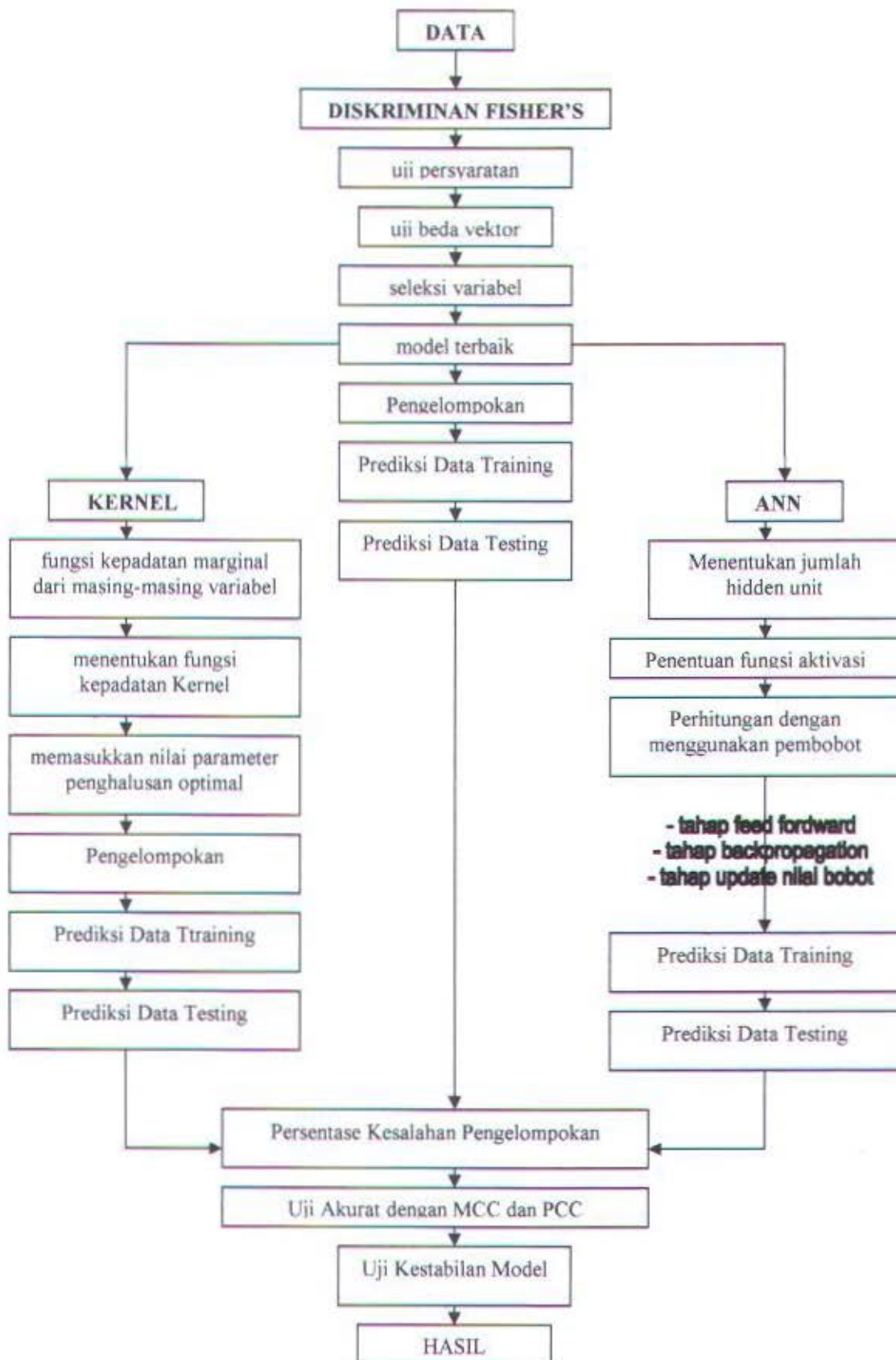
4. Membandingkan hasil persentase kesalahan pengelompokan dari MSE dari ketiga metode tersebut yaitu metode Diskriminan, metode Kernel dan metode ANN dari MSE dari ketiga metode tersebut dengan kriteria MCC (*Maximum*

Change Criterion) dan PCC (*Proportional Change Criterion*) sebagai bahan pertimbangan.

DATA TESTING

1. Menganalisis metode Diskriminan Linier dengan menggunakan model terbaik dari metode Diskriminan.
2. Menganalisis metode Kernel berdasarkan model terbaik dari metode Diskriminan
3. Melakukan analisis data dengan metode ANN berdasarkan model terbaik dari metode Diskriminan
4. Membandingkan hasil persentase kesalahan pengelompokan dari MSE dari ketiga metode tersebut yaitu metode Diskriminan, metode Kernel dan metode ANN dari MSE dari ketiga metode tersebut dengan kriteria MCC (*Maximum Chance Criterion*) dan PCC (*Proportional Chance Criterion*).

Atau secara flowchart dapat disajikan secara sistematis sebagai berikut :



Gambar 3.1. Diagram alur proses

3.3. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data digunakan metode Diskriminan dengan program SPSS dan S-PLUS sedangkan untuk metode Kernel dan ANN menggunakan program SAS dan S-PLUS.

BAB IV

ANALISA DAN PEMBAHASAN

BAB IV

ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini analisis data dan pembahasan terbagi menjadi 2 (dua) kelompok data, yaitu data training dan data testing. Data training merupakan data yang digunakan untuk membentuk model yang menggambarkan hubungan variabel prediktor dengan variabel respon. Sedangkan data testing merupakan data yang digunakan untuk memvalidasi model yang telah dihasilkan oleh data training. Pada kasus ini, data dibagi menjadi 62 pengamatan untuk data training dan 20 untuk data testing.

4.1. Deskriptif Data

Dari hasil analisis deskriptif data (lampiran 3) terlihat bahwa hampir semua variabel pada kelompok baik memberikan nilai rata-rata yang lebih tinggi daripada kelompok sedang, kecuali pada variabel kecepatan lari (X9), reaksi tangan (X10) dan kelincahan (X11). Ini berarti bahwa pada variabel X9, X10 dan X11, semakin kecil nilai rata-rata justru masuk dalam kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan yang baik

Berikut disajikan nilai mean dan standard deviasi dari kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan yang baik dan sedang pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1. Mean dan Standard Deviasi Variabel

No	Variabel	Mean		Standar Deviasi	
		Ketrampilan Baik	Ketrampilan Sedang	Ketrampilan Baik	Ketrampilan Sedang
1	Kelentukan pinggang	19.537	12.778	1.913	3.172
2	Kekuatan otot lengan	39.702	27.238	2.799	5.141
3	Kekuatan otot tungkai	154.301	126.262	10.464	6.786
4	Kekuatan genggam	37.275	30.205	3.176	1.469
5	Kekuatan otot punggung	134.177	106.683	10.579	7.364
6	Daya tahan otot tungkai	107.978	99.250	4.749	4.569
7	Daya tahan otot lengan	15.283	9.611	1.917	1.644
8	VO ₂ Max	47.537	38.169	2.593	2.313
9	Kecepatan lari 50 m	6.460	6.904	0.210	0.149
10	Reaksi tangan	6.126	7.750	1.436	1.597
11	Kelincahan	6.729	7.281	0.669	0.707

Sumber : Data diolah, Lampiran 3

4.2. Metode Diskriminan

Metode Diskriminan merupakan metode statistik untuk mengklasifikasikan sejumlah obyek ke dalam beberapa kelompok berdasarkan beberapa variabel dengan membentuk fungsi Diskriminan, sehingga setiap obyek menjadi anggota dari salah satu kelompok, tidak ada obyek yang menjadi anggota lebih dari 1 (satu) kelompok.

4.2.1 Persyaratan Metode Diskriminan

4.2.1.1 Pengujian distribusi multinormal

Untuk menguji kemultinormalan data dapat diuji dengan menghitung nilai jarak kuadrat pada setiap pengamatan dengan menggunakan hipotesis :

H_0 : data berdistribusi multi normal

H_1 : data tidak berdistribusi multi normal

Data dapat dikatakan mengikuti distribusi multivariate normal jika probabilitas dari $d_j^2 \leq \chi^2_p(0,5)$ paling tidak 50%. Dalam hal ini p adalah banyaknya variabel adalah sebanyak 11 (sebelas) variabel. Dari hasil pengujian distribusi dengan

menggunakan program MINITAB, diperoleh proporsi dari $d_j^2 \leq \chi^2_{\alpha}(0.5)$ sebesar 89.02%, sehingga gagal tolak H_0 , artinya data tersebut berdistribusi multinormal dan hal ini didukung dengan *scatter plot* (dapat dilihat pada lampiran 2B).

4.2.1.2. Pengujian Kesamaan matrik varian kovarian

Untuk mengetahui kehomogenan varians antar kelompok maka perlu dilakukan suatu pengujian terhadap matrik varian kovarian dengan hipotesa sebagai berikut :

$$H_0 : \Sigma_1 = \Sigma_2$$

$$H_1 : \Sigma_1 \neq \Sigma_2$$

Dari pengujian kesamaan matrik varians kovarian antar kelompok dengan menggunakan statistik uji Box's M dari program SPSS (lampiran 5) dihasilkan nilai statistik uji Box's M sebesar 86.337 dengan p-value = 0 sehingga dapat disimpulkan bahwa varians kovariansnya tidak sama dan asumsi kesamaan matrik varian kovarian tidak terpenuhi dimana hal ini mungkin disebabkan terlalu sedikitnya pengamatan yang diamati. Asumsi matrik varians kovarian antar kelompok yang sama akan berpengaruh pada pengklasifikasian obyek baru yang akan masuk pada kelompok tertentu. Pada kondisi varians kovarians tidak sama, obyek baru tersebut tidak dapat langsung diklasifikasikan pada suatu kelompok.

Salah satu cara agar fungsi Diskriminan dapat digunakan dengan baik adalah dengan cara menambah jumlah sampel. Tetapi asumsi kehomogenitas varians dalam kasus ini tidak mutlak harus terpenuhi karena tujuan dari metode Diskriminan yang dilakukan adalah mendapatkan variabel pembeda antar kelompok bukan untuk mencari fungsi liniernya.

4.2.2. Pengujian Perbedaan Rata-Rata Kelompok

Selanjutnya akan dilakukan pengujian perbedaan rata-rata antar kelompok atau grup yang dapat dilihat dari uji Wilks Lambda dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu$$

H_1 : terdapat perbedaan kelompok

Dengan tingkat kepercayaan $\alpha = 5\%$ maka berdasarkan Wilks Lambda didapatkan nilai *p-value* sebesar 0.0000 (lampiran 4) sehingga diambil kesimpulan untuk menolak H_0 yang menunjukkan bahwa rata-rata pengelompokan ketrampilan “Baik” dan “Sedang” memang nyata berbeda (signifikan). Ini berarti fungsi Diskriminan dapat dibentuk untuk mengetahui hubungan antar kelompok serta berguna untuk mengelompokkan suatu obyek baru ke dalam salah satu kelompok.

4.2.3. Penyusunan Model Terbaik Diskriminan

Dalam menyusun fungsi Diskriminan, pemilihan peubah yang akan terpilih masuk ke dalam fungsi, dilakukan melalui suatu prosedur bertatar atau *stepwise analysis* sehingga hanya peubah-peubah yang benar-benar berperan yang akan masuk membentuk fungsi Diskriminan. Kriteria pemilihan peubah adalah berdasarkan nilai statistik Wilks Lambda yang nyata (signifikan). *Stepwise* dimulai dengan pemilihan peubah pembeda yang paling berarti (yang mempunyai nilai F terbesar) atau nilai Wilks Lambda terkecil. Begitu seterusnya sampai tidak ada lagi variabel yang mampu meningkatkan perbedaan setelah dikombinasikan dengan variabel terpilih sebelumnya.

Secara *univariate* dengan menggunakan statistik uji F dan tingkat signifikansi 0.05, ternyata semua variabel yaitu kelentukan pinggang (X1), kekuatan otot lengan (X2), kekuatan otot tungkai (X3), kekuatan genggam (X4), kekuatan otot punggung (X5), daya tahan otot tungkai (X6), daya tahan otot lengan (X7), VO₂ Max (X8), kecepatan lari 50 m (X9), reaksi tangan (X10), dan kelincahan (X11) pada kelompok ketrampilan olah raga tenis lapangan “baik” dan “sedang” memberikan nilai rata-rata yang berbeda (*p-value* < 0.05). Ini menunjukkan bahwa variabel-variabel yang membentuk ketrampilan permainan tenis lapangan dalam kelompok “Baik” dan “Sedang” terdapat perbedaan yang signifikan secara statistik.

Dan secara *multivariate* dengan menggunakan statistik uji F dan tingkat signifikansi 0.05 mengalami 6 (lima) tahap pemilihan atau *stepwise analysis*, akhirnya dari sebanyak 11 (sebelas) variabel yang diselidiki, terpilih 6 (enam) variabel yang dianggap berperan dalam membedakan antara kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik” dan “Sedang” dalam membentuk fungsi Diskriminan dengan nilai signifikan (*p-value*) = 0.0000 pada pengujian keberartian fungsi Diskriminan (hasil selengkapnya lihat pada lampiran 6A). Variabel-variabel tersebut meliputi variabel VO₂ max, reaksi tangan, kekuatan otot lengan, daya tahan otot tungkai, daya tahan otot lengan dan kelincahan. Bentuk persamaan dari fungsi Diskriminan adalah sebagai berikut :

$$Z = -23.413 + 0.244 X2 - 0.197 X6 + 0.432 X7 + 0.469 X8 + 0.731 X10 + 0.668 X11$$

Dimana :

Z = fungsi Diskriminan

X2 = kekuatan otot lengan

X6 = daya tahan otot tungkai

X7 = daya tahan otot lengan

X8 = VO2 max

X10 = reaksi tangan

X11 = kelincahan

Berdasarkan fungsi Diskriminan yang dihasilkan di atas dapat disimpulkan bahwa kenaikan fungsi Diskriminan tersebut disebabkan kenaikan X2, X6, X7, X8, X10, X11 dimana nilai koefisien positif (+) pada variabel kekuatan otot lengan, daya tahan otot lengan, VO2 max, reaksi tangan dan kelincahan dapat menambah nilai (score) diskriminan tersebut sedangkan nilai koefisien negatif (-) pada variabel daya tahan otot tungkai dapat menurunkan atau mengurangi nilai Diskriminan.

Fungsi Diskriminan tersebut mempunyai nilai akar ciri (λ) sebesar 11.023 dan nilai korelasi kanonik (tingkat keterkaitan antara Diskriminan dan kelompok yang terbentuk) sebesar 0.958 (dapat dilihat pada lampiran 6B). Sehingga terdapat sebesar $(0.958)^2 = 0.918$ atau 91.8% dari keragaman total yang dapat diterangkan oleh perbedaan kelompok atau varians variabel prediksi ketrampilan permainan tenis lapangan dapat dijelaskan oleh model Diskriminan yang terbentuk.

4.3. Perbandingan antara Metode Diskriminan, Kernel dan Artificial Neural Network (ANN)

Dari hasil metode Diskriminan dapat dilihat model yang dapat dihasilkan oleh metode tersebut. Untuk kasus ini, dalam membandingkan suatu metode diperlukan perlakuan yang sama pada ketiga metode tersebut. Karena itu diperlukan hanya satu model untuk melihat metode mana yang lebih baik untuk ketiga metode ini. Dalam kasus ini, model yang digunakan sebagai acuan adalah model yang berasal dari metode parametrik yaitu metode Diskriminan. Hal ini disebabkan karena pada metode ANN belum terdapat prosedur yang tepat untuk menentukan bentuk arsitektur

optimal, jumlah variabel input, jumlah hidden node, jumlah output node dan hanya menggunakan prosedur *trial and error* sehingga tidak diketahui dengan pasti apakah model yang dihasilkan sudah benar atau belum.

Pada metode Kernel, tidak bisa dihasilkan suatu model dan hanya dapat mengetahui ketepatan pengelompokan saja. Untuk metode Diskriminan, terdapat suatu asumsi-asumsi tertentu yang harus dipenuhi untuk membentuk suatu model, yaitu data harus berdistribusi normal dan matrik varian kovarian sama. Variabel-variabel yang terpilih pada metode diskriminan tersebut akan digunakan untuk memprediksi ketepatan klasifikasi yang diterapkan pada ketiga metode tersebut baik pada data training maupun data testing.

a. METODE DISKRIMINAN

Data Training

Dengan menggunakan fungsi Diskriminan tersebut, diketahui bahwa tidak ada pengamatan yang salah diklasifikasikan (dapat dilihat pada lampiran 7B). Sehingga terlihat dari 37 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan “Baik” tidak ada sebuah obyek (0%) masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” dan dari 25 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik”.

Sehingga pengelompokan dengan metode Diskriminan Linier Fisher memberikan tingkat ketepatan pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi 2 (dua) kelompok sebesar 100% dan prosentase kesalahan klasifikasi sebesar 0.00%. Untuk lebih jelas masalah ketepatan klasifikasi dan kesalahan pada

ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik” dan ketrampilan “Sedang” dapat dilihat pada Tabel 4.2. berikut.



Tabel 4.2. Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tenis Lapangan menggunakan metode Diskriminan untuk Data Training

Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Sebenarnya	Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Prediksi		Total
	Baik	Sedang	
Baik	37 100.0%	0 0.00%	37 100%
Sedang	0 0.00%	25 100.00%	25 100%

Sumber : lampiran 7B

Untuk mengetahui apakah pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi ketrampilan “Baik” dan “Sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka perlu dibandingkan dengan *change model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Ketrampilan permainan tenis lapangan “baik” = $37/62 = 0.597$

Ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” = $25/62 = 0.403$

Proportional Chance Criterion (C_{pro})

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

$$C_{pro} = (0.597)^2 + (0.403)^2 = 0.356 + 0.162 = 0.518$$

Maksimum Chance Criterion (C_{max})

$$C_{max} = (n_{max} \div N) \times 100\%$$

$$C_{max} = 37/62 = 0.597$$

Dari hasil uji di atas, dihasilkan nilai perubahan proportional (C_{pro}) sebesar 51.8% dan perubahan maximum (C_{max}) sebesar 59.7%. Ini berarti bahwa hasil uji ketepatan pengelompokan yang sebesar 100% jauh di atas batas tingkat akurasi suatu analisis diskriminan yaitu minimal sebesar C_{max} yang sebesar 59.7%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi “Baik” dan “Sedang” berdasarkan metode Diskriminan adalah akurat.

Pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan dari fungsi Diskriminan dengan menghitung tingkat kestabilan pengalokasian, dimana hal ini bertujuan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel yang diteliti. Dengan

menghitung nilai $_{press's} Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k-1)}$ yaitu :

$$_{press's} Q = \frac{\{62 - (62 \times 2)\}^2}{62(2-1)}$$

$$= 62$$

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai $_{Press's} Q = 62$ dibandingkan dengan $(\chi^2) = 3.841$, ternyata nilai $_{Press's} Q$ lebih besar dari nilai *chi-square*, sehingga fungsi tersebut mempunyai kestabilan dalam melakukan pengelompokan.

Dari uraian di atas secara empiris dapat dibuktikan bahwa fungsi Diskriminan yang dihasilkan dari penelitian ini mempunyai kekuatan untuk membedakan dan memprediksikan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi kategori “Baik” dan “Sedang” dan mampu memprediksikan pada sampel yang berbeda karena model

Diskriminan telah diuji kestabilan dan keakuratannya atau dapat dikatakan valid. Meskipun valid, tetapi dalam penerapannya model Diskriminan tersebut belum tepat digunakan sebagai prediksi untuk kedepan. Hal ini dikarenakan pada asumsi matriks kovarians yang tidak terpenuhi.

Data Testing

Dari hasil analisis dapat diketahui bahwa tidak ada pengamatan yang salah diklasifikasikan (dapat dilihat pada lampiran 7B). Sehingga terlihat dari 9 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan “Baik” tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” dan dari 11 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik”. Sehingga pengelompokan dengan Diskriminan Linier Fisher memberikan tingkat ketepatan pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi 2 (dua) kelompok sebesar 100% dan prosentase kesalahan klasifikasi sebesar 0.00%. Untuk lebih jelas masalah ketepatan klasifikasi dan kesalahan pada ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik” dan ketrampilan “Sedang” dapat dilihat pada Tabel 4.3. berikut.

Tabel 4.3. Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tenis Lapangan menggunakan metode Diskriminan untuk Data Testing

Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Sebenarnya	Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Prediksi		Total
	Baik	Sedang	
Baik	9 100.0%	0 0.00%	9 100%
Sedang	0 0.00%	11 100.00%	11 100%

Sumber : lampiran 7B

Untuk mengetahui apakah pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi ketrampilan “Baik” dan “Sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka perlu dibandingkan dengan *change model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Ketrampilan permainan tenis lapangan “baik” = $9/20 = 0.45$

Ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” = $11/20 = 0.55$

Proportional Chance Criterion (C_{pro})

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

$$C_{pro} = (0.45)^2 + (0.55)^2 = 0.2025 + 0.3025 = 0.505$$

Maksimum Chance Criterion (C_{max})

$$C_{max} = (n_{max} + N) \times 100\%$$

$$C_{max} = 11/20 = 0.55$$

Dari hasil uji di atas, dihasilkan nilai perubahan proportional (C_{pro}) sebesar 50.5% dan perubahan maximum (C_{max}) sebesar 55%. Ini berarti bahwa hasil uji ketepatan pengelompokan yang sebesar 100% jauh di atas batas tingkat akurasi suatu metode Diskriminan yaitu minimal sebesar C_{max} yang sebesar 55%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi “Baik” dan “Sedang” berdasarkan metode Diskriminan adalah akurat.

Pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan dari fungsi Diskriminan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil

atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel yang diteliti.

Dengan menghitung nilai $_{press} Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k-1)}$ yaitu :

$$\begin{aligned}_{press} Q &= \frac{\{20 - (20 \times 2)\}^2}{20(2-1)} \\ &= 20\end{aligned}$$

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai *Press's Q* = 20 dibandingkan dengan $(\chi^2_1) = 3.841$, ternyata nilai *Press's Q* lebih besar dari nilai *chi-square*, sehingga fungsi tersebut mempunyai kestabilan dalam melakukan pengelompokan.

Dari uraian di atas secara empiris dapat dibuktikan bahwa fungsi Diskriminan yang dihasilkan dari penelitian ini mempunyai kekuatan untuk membedakan dan memprediksikan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi kategori "Baik" dan "Sedang" dan mampu memprediksikan pada sampel yang berbeda atau dapat dikatakan valid.

b. METODE KERNEL

Metode Kernel merupakan salah satu metode nonparametrik dimana tidak memerlukan asumsi-asumsi tertentu dan dengan metode kernel sebenarnya tidak diperlukan lagi asumsi mengenai bentuk distribusi data yang akan dianalisis. (Seber 1984). Jika distribusi masing-masing grup tidak memiliki asumsi tertentu atau suatu asumsi kenormalan dilanggar, maka metode nonparametrik ini dapat digunakan untuk

menduga peluang grup tersebut. Dan metode nonparametrik lebih fleksibel dalam berbagai kasus yang terjadi dalam kehidupan sehari-hari (Holmstrom dan Sain 1997).

Aturan yang digunakan dalam masalah pengklasifikasian dengan metode nonparametrik adalah besarnya probabilitas *posterior* dari vektor x untuk masuk kelompok tertentu.

Metode Kernel merupakan metode yang tergantung pada dua hal, yaitu pemilihan kernel (K) dan penentuan besarnya *bandwith* (h). Fungsi Kernel terdiri dari tujuh macam diantaranya *Uniform*, *Triangle*, *Epanechnikov*, *Quartic/Biweight*, *Triweight*, *Gaussian/Normal*, dan *Cosinus* (Hardle, 1990). Fungsi Kernel *Uniform* berbentuk histogram, diskontinu pada -1 dan 1 serta tidak dapat diturunkan pada x_i-h dan x_i+h . Fungsi Kernel *Triangle* berbentuk segitiga, kontinu tetapi tidak dapat diturunkan pada x_i-h dan x_i+h . Fungsi Kernel *Epanechnikov*, *Quartic/Biweight*, *Triweight*, *Gaussian/Normal*, dan *Cosinus* lebih halus dibandingkan dengan *Uniform* dan *Triangle*, tetapi yang menghasilkan taksiran paling bagus adalah fungsi Kernel *Gaussian/Normal*. Perhitungan Kernel *Epanechnikov* lebih mudah, tetapi tidak dapat diturunkan beberapa kali. Berdasarkan penjelasan tentang macam-macam kernel tadi, maka untuk metode Kernel pada kasus ketrampilan permainan tenis lapangan akan digunakan fungsi Kernel Normal.

Data Training

Setelah fungsi Kernel diketahui, selanjutnya ditentukan nilai parameter penghalusan yang optimal, dimana konstanta optimal $A(K_i)$ tergantung pada Kernel K_i . Dengan Kernel Normal ditentukan nilai $A(K_i)$ sebesar :

$$A(K_t) = \frac{4}{2p+1}$$

$$A(K_t) = \frac{4}{2.2+1} = 0.8$$

Sehingga diperoleh :

$$\begin{aligned} h &= A(K_t)/n_t^{1/(p+4)} \\ &= 0.563 \end{aligned}$$

Metode Kernel dengan Asumsi Matrik Varian Kovarian sama

Dengan metode Kernel (dapat dilihat pada lampiran 8B) ditunjukkan bahwa terlihat dari 37 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan “Baik” tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” dan dari 25 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” ada 2 obyek (8.00%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik”. Hasil ketepatan pengklasifikasian dengan metode Kernel pada ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik” dan “Sedang” disajikan dalam Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tenis Lapangan menggunakan metode Kernel untuk Data Training (Asumsi Matrik Varian Kovarian Sama)

Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Sebenarnya	Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Prediksi		Total
	Baik	Sedang	
Baik	37 100.0%	0 0.00%	37 100%
Sedang	2 8.00%	23 92.0%	25 100%

Sumber : lampiran 8B

Hasil klasifikasi tersebut memberikan prosentase kesalahan pengklasifikasian sebesar 3.23% dan ketepatan pengelompokkan secara keseluruhan sebesar 96.77 %.

Untuk mengetahui apakah pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi ketrampilan “Baik” dan “Sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka perlu dibandingkan dengan *change model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Ketrampilan permainan tenis lapangan “baik” = $p = 37/62 = 0.597$

Ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” = $q = 23/62 = 0.371$

Proportional Chance Criterion (C_{pro})

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

$$C_{pro} = (0.597)^2 + (0.371)^2 = 0.356 + 0.138 = 0.494$$

Maksimum Chance Criterion (C_{max})

$$C_{max} = (n_{max} \div N) \times 100\%$$

$$C_{max} = 37/62 = 0.597$$

Dari hasil uji di atas, dihasilkan nilai perubahan proportional (C_{pro}) sebesar 49.4% dan perubahan maximum (C_{max}) sebesar 59.7%. Ini berarti bahwa hasil uji ketepatan pengelompokan yang sebesar 96.77% jauh di atas batas tingkat akurasi yaitu minimal sebesar C_{max} yang sebesar 59.7%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi “Baik” dan “Sedang” adalah akurat.

Pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan dari fungsi yang dihasilkan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel

yang diteliti. Dengan menghitung nilai $Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k-1)}$ yaitu :

$$Press's Q = \frac{\{62 - (60 \times 2)\}^2}{62(2-1)}$$

$$= 54.25$$

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai *Press's Q* = 54.25 dibandingkan dengan $(\chi^2) = 3.841$, ternyata nilai *Press's Q* lebih besar dari nilai *chi-square*, sehingga fungsi tersebut mempunyai kestabilan dalam membedakan dan memprediksikan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi kategori “Baik” dan “Sedang” dan mampu memprediksikan pada sampel yang berbeda atau dapat dikatakan valid.

Metode Kernel Tanpa Asumsi Matrik Varian Kovarian sama

Dengan metode Kernel yang dilakukan tanpa asumsi kesamaan matrik varian kovarian (dapat dilihat pada lampiran 8B) menunjukkan bahwa pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik” yang seharusnya terdapat 37 orang, tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang”. Sedangkan untuk pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” yang seharusnya terdapat 25 orang, ternyata hanya terdapat 24 orang (96.00%) dan sisanya sebanyak 1 orang (4.00%) masuk dalam kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik”. Secara rinci ketepatan klasifikasi pada ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik” dan ketrampilan “Sedang” dapat dilihat pada Tabel 4.5. berikut.

Tabel 4.5. Hasil Klasifikasi Keterampilan Permainan Tennis Lapangan menggunakan metode Kernel untuk Data Training (Asumsi Matrik Varian Kovarian Tidak Sama)

Klasifikasi Keterampilan olah raga tenis lapangan Sebenarnya	Klasifikasi Keterampilan olah raga tenis lapangan Prediksi		Total
	Baik	Sedang	
Baik	37 100%	0 0.00%	37 100%
Sedang	1 4.00%	24 96.00%	25 100%

Sumber: lampiran 8B

Hasil klasifikasi tersebut memberikan prosentase kesalahan pengklasifikasian yang disebabkan oleh faktor lain sebesar 1.61% dan ketepatan pengelompokan secara keseluruhan sebesar 98.39 %.

Untuk mengetahui apakah pengelompokan keterampilan permainan tenis lapangan menjadi keterampilan “Baik” dan “Sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka perlu dibandingkan dengan *change model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Keterampilan permainan tenis lapangan “Baik” = $p = 37/62 = 0.597$

Keterampilan permainan tenis lapangan “Sedang” = $q = 24/62 = 0.387$

Proportional Chance Criterion (C_{pro})

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

$$C_{pro} = (0.597)^2 + (0.387)^2 = 0.356 + 0.149 = 0.506$$

Maksimum Chance Criterion (C_{max})

$$C_{max} = (n_{max} / N) \times 100\%$$

$$C_{max} = 37/62 = 0.597$$

Dari hasil uji di atas, dihasilkan nilai perubahan proportional (C_{pro}) sebesar 50.6% dan perubahan maximum (C_{max}) sebesar 59.7%. Ini berarti bahwa hasil uji ketepatan pengelompokan yang sebesar 98.39% jauh di atas batas tingkat akurasi yaitu minimal sebesar C_{max} yang sebesar 59.7%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi “Baik” dan “Sedang” adalah akurat.

Pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan dari fungsi yang dihasilkan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel yang diteliti. Dengan menghitung nilai $_{press's} Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k-1)}$ yaitu :

$$\begin{aligned}_{press's} Q &= \frac{\{62 - (61 \times 2)\}^2}{62(2-1)} \\ &= 58.06\end{aligned}$$

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai $_{press's} Q = 58.06$ dibandingkan dengan $(\chi^2) = 3.841$, ternyata nilai $_{press's} Q$ lebih besar dari nilai *chi-square*, sehingga fungsi tersebut mempunyai kestabilan dalam membedakan dan memprediksikan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi kategori “Baik” dan “Sedang” dan mampu memprediksikan pada sampel yang berbeda atau dapat dikatakan valid.

Data Testing

Setelah fungsi Kernel diketahui, selanjutnya ditentukan nilai parameter penghalusan yang optimal, dimana konstanta optimal $A(K_t)$ tergantung pada Kernel K_t . Dengan Kernel Normal ditentukan nilai $A(K_t)$ sebesar :

$$A(K_t) = \frac{4}{2p+1}$$

$$A(K_t) = \frac{4}{2 \cdot 2 + 1} = 0.8$$

Sehingga diperoleh :

$$\begin{aligned} h &= (A(K_t)/n_t)^{1/(p+4)} \\ &= 0.667 \end{aligned}$$

Metode Kernel dengan Asumsi Matrik Varian Kovarian sama

Dengan metode Kernel (dapat dilihat pada lampiran 9B) ditunjukkan bahwa terlihat dari 9 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan “Baik” tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” dan dari 11 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” tidak ada obyek (0.00%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik”. Hasil ketepatan pengklasifikasian dengan metode Kernel pada ketrampilan olah raga tenis lapangan “Baik” dan ketrampilan “Sedang” disajikan dalam Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan menggunakan metode Kernel untuk Data Testing (Asumsi Matrik Varian Kovarian Sama)

Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Sebenarnya	Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Prediksi		Total
	Baik	Sedang	
Baik	9 100.0%	0 0.00%	9 100%
Sedang	0 0.00%	11 100.0%	11 100%

Sumber : lampiran 9B

Hasil klasifikasi tersebut memberikan prosentase kesalahan pengklasifikasian sebesar 0% dan ketepatan pengelompokkan secara keseluruhan sebesar 100 %.

Untuk mengetahui apakah pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi ketrampilan “Baik” dan “Sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka perlu dibandingkan dengan *change model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Ketrampilan permainan tenis lapangan “baik” = $9/20 = 0.45$

Ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” = $11/20 = 0.55$

Proportional Chance Criterion (C_{pro})

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

$$C_{pro} = (0.45)^2 + (0.55)^2 = 0.2025 + 0.3025 = 0.505$$

Maksimum Chance Criterion (C_{max})

$$C_{max} = (n_{max} \div N) \times 100\%$$

$$C_{max} = 11/20 = 0.55$$

Dari hasil uji di atas, dihasilkan nilai perubahan proportional (C_{pro}) sebesar 50.5% dan perubahan maximum (C_{max}) sebesar 55%. Ini berarti bahwa hasil uji ketepatan pengelompokan yang sebesar 100% jauh di atas batas tingkat akurasi yaitu minimal sebesar C_{max} yang sebesar 55%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi “Baik” dan “Sedang” adalah akurat.

Pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan dari fungsi yang dihasilkan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel yang diteliti. Dengan menghitung nilai $_{press's} Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k-1)}$ yaitu :

$$\begin{aligned}_{press's} Q &= \frac{\{20 - (20 \times 2)\}^2}{20(2-1)} \\ &= 20\end{aligned}$$

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai $_{press's} Q = 20$ dibandingkan dengan $(\chi^2) = 3.841$, ternyata nilai $_{press's} Q$ lebih besar dari nilai *chi-square*, sehingga fungsi tersebut mempunyai kestabilan dalam membedakan dan memprediksikan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi kategori “Baik” dan “Sedang” dan mampu memprediksikan pada sampel yang berbeda atau dapat dikatakan valid.

Metode Kernel Tanpa Asumsi Matrik Varian Kovarian sama

Dengan metode Kernel yang dilakukan tanpa asumsi kesamaan matrik varian kovarian (dapat dilihat pada lampiran 9B) menunjukkan bahwa pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik” yang seharusnya terdapat 9 orang (66.67%), ada 3 obyek (33.33%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang”. Sedangkan untuk pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” yang seharusnya terdapat 11 orang, ternyata hanya terdapat 10 orang (90.91%) dan sisanya sebanyak 1 orang (9.09%) masuk dalam kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik”. Secara rinci ketepatan klasifikasi pada ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik” dan ketrampilan “Sedang” dapat dilihat pada Tabel 4.7. berikut.

Tabel 4.7. Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tenis Lapangan menggunakan metode Kernel untuk Data Testing (Asumsi Matrik Varian Kovarian Tidak Sama)

Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Sebenarnya	Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Prediksi		Total
	Baik	Sedang	
Baik	6 66.67%	3 33.33%	9 100%
Sedang	1 9.09%	10 90.91%	11 100%

Sumber: lampiran 9B

Hasil klasifikasi tersebut memberikan prosentase kesalahan pengklasifikasian yang disebabkan oleh faktor lain sebesar 20% dan ketepatan pengelompokan secara keseluruhan sebesar 80 %.

Untuk mengetahui apakah pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi ketrampilan “Baik” dan “Sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka perlu dibandingkan dengan *change model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Ketrampilan permainan tenis lapangan “baik” = $6/20 = 0.3$

Ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” = $10/20 = 0.5$

Proportional Chance Criterion (C_{pro})

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

$$C_{pro} = (0.3)^2 + (0.5)^2 = 0.09 + 0.25 = 0.34$$

Maksimum Chance Criterion (C_{max})

$$C_{max} = (n_{max} \div N) \times 100\%$$

$$C_{max} = 10/20 = 0.5$$

Dari hasil uji di atas, dihasilkan nilai perubahan proportional (C_{pro}) sebesar 34% dan perubahan maximum (C_{max}) sebesar 50%. Ini berarti bahwa hasil uji ketepatan pengelompokan yang sebesar 80% jauh di atas batas tingkat akurasi yaitu minimal sebesar C_{max} yang sebesar 50%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi “Baik” dan “Sedang” adalah akurat.

Pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan dari fungsi yang dihasilkan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel yang diteliti. Dengan menghitung nilai $_{pro}Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k-1)}$ yaitu :

$$_{pro}Q = \frac{\{20 - (16 \times 2)\}^2}{20(2-1)}$$

$$= 7.2$$

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai *Press's Q* = 7.2 dibandingkan dengan (χ^2) = 3.841, ternyata nilai *Press's Q* lebih besar dari nilai *chi-square*, sehingga fungsi tersebut mempunyai kestabilan dalam membedakan dan memprediksikan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi kategori "Baik" dan "Sedang" dan mampu memprediksikan pada sampel yang berbeda atau dapat dikatakan valid.

c. METODE ANN

Metode ANN merupakan salah satu metode nonparametrik yang tidak memerlukan asumsi-asumsi tertentu. Pada program S-Plus, nilai SSE minimum dapat diperoleh bila penentuan inisialisasi weight awalnya tepat sehingga kekonvergenan dapat segera tercapai. Inialisasi pembobotan akan dibangkitkan secara random dari nilai range yang ditentukan yaitu [-0.1,0.1], maximum iterasi sebanyak 200 dan untuk lebih mempercepat kekonvergenan pada fungsi *nnet* juga ditentukan dari nilai weight decaynya yaitu 0.0005.

Penentuan arsitektur ANN optimal dilakukan dengan menentukan hidden optimal berdasarkan kriteria pembandingan. Penentuan ini dilakukan dengan *trial error* dari hidden 1 hingga hidden node 8. Hasil dari penentuan tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8. Hasil Trial dan Error untuk Arsitektur ANN Optimal

Hidden Node	AIC	SBC	BIC	MSE	SSE
1	-839.6679	-808.6556	-797.6556	0.001052983	0.1189871
2	-831.1797	-774.7741	-754.7741	0.001059718	0.1102107
3	-809.1781	-727.3899	-698.3899	0.001198162	0.1138254
4	-100.6345	6.536152	44.53615	0.3469627	29.8388
5	-844.3244	-711.7712	-664.7712	0.0008328508	0.06412951
6	-819.0285	-661.0927	-605.0927	0.001000235	0.06801599
7	-875.6187	-692.3004	-627.3004	0.0006317074	0.03727073
8	-813.141	-604.4402	-530.4402	0.001067028	0.05335138

Berdasarkan prinsip parsimoni maka akan dipilih jumlah hidden node dimana nilai SBC, BIC, dan BIC yang nilainya paling minimum karena kriteria-kriteria ini sangat peka terhadap besarnya observasi efektif. Nilai SSE dianggap kurang mewakili karena nilai SSE cenderung akan semakin kecil dengan semakin banyaknya parameter. Padahal berdasarkan prinsip parsimoni, model yang terbaik untuk dipilih adalah model dengan semakin sedikitnya parameter.

Dan dari hasil pengolahan dengan menggunakan S-PLUS 2000 (dapat dilihat pada lampiran 6B) dapat dilihat bahwa arsitektur optimal pada metode ANN dengan menggunakan variabel-variabel terbaik dari metode Diskriminan adalah MLP(6,1,2) yang mempunyai 11 jumlah *weights*, dimana ada 7 *weights* dari input node ke hidden node, 2 *weights* dari hidden node ke output node, dan 2 *weights* dari input node ke output node. Arsitektur optimal ini dipilih berdasarkan nilai AIC sebesar -839.6787, BIC sebesar -797.6556, dan SBC sebesar -808.6556.

Data Training

Dari hasil analisis dapat diketahui bahwa tidak ada pengamatan yang salah diklasifikasikan (dapat dilihat pada lampiran 7B). Sehingga terlihat dari 37 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan “Baik” tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” dan dari 25 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan permainan tenis lapangan “Baik”. Sehingga pengelompokannya memberikan tingkat ketepatan pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi 2 (dua) kelompok sebesar 100% dan prosentase kesalahan klasifikasi sebesar 0.00%.

Untuk lebih jelas masalah ketepatan klasifikasi dan kesalahan pada ketrampilan olah raga tenis lapangan “Baik” dan ketrampilan “Sedang” dapat dilihat pada Tabel 4.9. berikut.

Tabel 4.9. Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tenis Lapangan menggunakan metode ANN untuk Data Training

Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Sebenarnya	Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Prediksi		Total
	Baik	Sedang	
Baik	37 100.0%	0 0.00%	37 100%
Sedang	0 0.00%	25 100.00%	25 100%

Sumber : lampiran 7B

Untuk mengetahui apakah pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi ketrampilan “Baik” dan “Sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka perlu dibandingkan dengan *change model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Ketrampilan permainan tenis lapangan “baik” = $37/62 = 0.597$

Ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” = $25/62 = 0.403$

Proportional Chance Criterion (C_{pro})

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

$$C_{pro} = (0.597)^2 + (0.403)^2 = 0.356 + 0.162 = 0.518$$

Maksimum Chance Criterion (C_{max})

$$C_{max} = (n_{max} / N) \times 100\%$$

$$C_{max} = 37/62 = 0.597$$

Dari hasil uji di atas, dihasilkan nilai perubahan proportional (C_{pro}) sebesar 51.8% dan perubahan maximum (C_{max}) sebesar 59.7%. Ini berarti bahwa hasil uji ketepatan pengelompokan yang sebesar 100% jauh di atas batas tingkat akurasi yaitu minimal sebesar C_{max} yang sebesar 59.7%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi “Baik” dan “Sedang” adalah akurat.

Pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan dari fungsi yang dihasilkan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel yang diteliti. Dengan menghitung nilai $_{pro}Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k-1)}$ yaitu :

$$_{pro}Q = \frac{\{62 - (62 \times 2)\}^2}{62(2-1)}$$

$$= 62$$

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai *Press's Q* = 62 dibandingkan dengan $(\chi^2) = 3.841$, ternyata nilai *Press's Q* lebih besar dari nilai *chi-square*, sehingga fungsi tersebut mempunyai kestabilan dalam membedakan dan memprediksikan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi kategori “Baik” dan “Sedang” dan mampu memprediksikan pada sampel yang berbeda atau dapat dikatakan valid.

Data Testing

Dari hasil analisis dapat diketahui bahwa tidak ada pengamatan yang salah diklasifikasikan (dapat dilihat pada lampiran 7B). Sehingga terlihat dari 9 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan “Baik” ada 1 obyek yang masuk ke ketrampilan olahraga tenis lapangan “Sedang” dan dari 11 obyek pengamatan dari kelompok ketrampilan olahraga tenis lapangan “Sedang” tidak ada sebuah obyek (0%) yang masuk ke ketrampilan olahraga tenis lapangan “Baik”.

Sehingga pengelompokannya memberikan tingkat ketepatan pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi 2 (dua) kelompok sebesar 95% dan prosentase kesalahan klasifikasi sebesar 5%. Untuk lebih jelas masalah ketepatan klasifikasi dan kesalahan pada ketrampilan olah raga tenis lapangan “Baik” dan ketrampilan “Sedang” dapat dilihat pada Tabel 4.10. berikut.

Tabel 4.10. Hasil Klasifikasi Ketrampilan Permainan Tennis Lapangan menggunakan metode ANN untuk Data Testing

Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Sebenarnya	Klasifikasi Ketrampilan olah raga tenis lapangan Prediksi		Total
	Baik	Sedang	
Baik	8 89.9%	1 11.1%	9 100%
Sedang	0 0.00%	11 100.00%	11 100%

Sumber : lampiran 7B

Untuk mengetahui apakah pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi ketrampilan “Baik” dan “Sedang” mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, maka perlu dibandingkan dengan *change model* (C_{pro}), yang diformulasikan sebagai berikut :

Ketrampilan permainan tenis lapangan “baik” = $8/20 = 0.4$

Ketrampilan permainan tenis lapangan “Sedang” = $11/20 = 0.55$

Proportional Chance Criterion (C_{pro})

$$C_{pro} = p^2 + q^2$$

$$C_{pro} = (0.4)^2 + (0.55)^2 = 0.16 + 0.3025 = 0.4625$$

Maksimum Chance Criterion (C_{max})

$$C_{max} = (n_{max} + N) \times 100\%$$

$$C_{max} = 11/20 = 0.55$$

Dari hasil uji di atas, dihasilkan nilai perubahan proportional (C_{pro}) sebesar 46.25% dan perubahan maximum (C_{max}) sebesar 55%. Ini berarti bahwa hasil uji ketepatan pengelompokan yang sebesar 95% jauh di atas batas tingkat akurasi yaitu minimal sebesar C_{max} yang sebesar 55%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa

tingkat pengelompokan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi “Baik” dan “Sedang” adalah akurat.

Pengujian selanjutnya yaitu menguji tingkat kestabilan dari fungsi yang dihasilkan untuk mengkaji apakah pengalokasian dari tiap sampel dalam kelompok relatif stabil atau tidak sebagai akibat adanya perubahan perbedaan jumlah sampel

yang diteliti. Dengan menghitung nilai $_{press} Q = \frac{\{N - (n \times k)\}^2}{N(k - 1)}$ yaitu :

$$\begin{aligned}_{press} Q &= \frac{\{20 - (19 \times 2)\}^2}{20(2 - 1)} \\ &= 16.2\end{aligned}$$

N = Total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan

k = jumlah dari group (kelompok)

Nilai $_{press} Q = 16.2$ dibandingkan dengan $(\chi^2) = 3.841$, ternyata nilai $_{press} Q$ lebih besar dari nilai *chi-square*, sehingga fungsi tersebut mempunyai kestabilan dalam membedakan dan memprediksikan ketrampilan permainan tenis lapangan menjadi kategori “Baik” dan “Sedang” dan mampu memprediksikan pada sampel yang berbeda atau dapat dikatakan valid.

Secara garis besar dapat disimpulkan sebagai berikut :

Untuk Data Training

Tabel 4.11. Tabel Ketepatan Klasifikasi untuk Data Training

Metode	Hit Ratio	PRESS'S Q
Diskriminan	100%	62
Kernel	98.39%	58.06
ANN	100%	62

Dari hasil analisis menunjukkan bahwa ketepatan klasifikasi untuk metode Diskriminan sebesar 100%, untuk pengelompokan metode Kernel sebesar 98.39% dan untuk metode ANN sebesar 100%. Sedangkan untuk uji kestabilan model menunjukkan bahwa pada metode Diskriminan nilai Press's Q sebesar 62, metode Kernel sebesar 58.06 dan metode ANN sebesar 62.

Untuk Data Testing

Tabel 4.12. Tabel Ketepatan Klasifikasi untuk Data Testing

Metode	Hit Ratio	PRESS'S Q
Diskriminan	100%	20
Kernel	80%	7.2
ANN	95%	16.2

Dari hasil analisis data testing menunjukkan bahwa ketepatan klasifikasi pada metode Diskriminan sebesar 100%, metode Kernel sebesar 80% dan metode ANN sebesar 95%. Sedangkan untuk uji kestabilan model menunjukkan bahwa pada metode Diskriminan nilai Press's Q sebesar 20, metode Kernel sebesar 7.2 dan metode ANN sebesar 16.2.

Dalam membandingkan ketepatan klasifikasi yang merupakan kesimpulan dalam pengelompokkan akan lebih baik jika pada pendekatan metode Kernel menggunakan matrik varians kovarians yang tidak sama dikarenakan pada analisis diskriminan asumsi varians kovarians belum terpenuhi. Tingkat ketepatan pengelompokkan ketrampilan olah raga tenis lapangan “Baik” dan “Sedang” dengan metode Diskriminan linear Fisher, metode Kernel, dan metode ANN pada data testing menunjukkan bahwa pada kasus ini metode yang lebih baik dipergunakan adalah metode Diskriminan.

Hal ini kemungkinan disebabkan karena terlalu sedikitnya pengamatan pada kasus ini yang berakibat metode yang paling baik digunakan adalah metode parametrik (metode diskriminan). Dan dari hasil analisis menunjukkan bahwa analisis ANN lebih baik dibanding dengan pendekatan metode Kernel dalam masalah pengelompokkan ketrampilan permainan tenis lapangan. Tetapi metode Kernel juga merupakan alternatif lain dalam masalah klasifikasi, khususnya jika tidak melibatkan asumsi-asumsi yang ketat (seperti distribusi multinormal dan matriks varians kovarians).



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari hasil analisis dan pembahasan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Faktor-faktor pembeda yang mempengaruhi ketrampilan permainan tenis lapangan pada Fakultas Ilmu Olahraga Universitas Negeri Manado (FIO-UNIMA) adalah kekuatan otot lengan, daya tahan otot lengan, daya tahan otot tungkai, VO2 max, reaksi tangan, dan kelincahan.
2. Pada kasus ini model yang dipergunakan sebagai acuan untuk ketepatan kalsifikasi pada data testing dan data training adalah model yang dihasilkan dari metode Diskriminan. Hal ini disebabkan karena metode Diskriminan terdapat suatu asumsi-asumsi tertentu yang harus dipenuhi untuk membentuk suatu model, yaitu data harus berdistribusi normal dan matrik varian kovarian sama.
3. Dari hasil analisis data training menunjukkan bahwa ketepatan klasifikasi untuk metode Diskriminan sebesar 100%, untuk pengelompokan metode Kernel sebesar 98.39% dan untuk metode ANN sebesar 100%. Sedangkan untuk uji kestabilan model menunjukkan bahwa pada metode Diskriminan nilai Press's Q sebesar 62, metode Kernel sebesar 58.06 dan metode ANN sebesar 62. Dari hasil analisis data testing menunjukkan bahwa ketepatan klasifikasi pada metode Diskriminan sebesar 100%, metode Kernel sebesar 80% dan metode ANN sebesar 95%. Sedangkan untuk uji kestabilan model menunjukkan bahwa pada metode diskriminan nilai Press's Q sebesar 20, metode Kernel sebesar 7.2 dan metode

ANN sebesar 16.2. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode Diskriminan pada kasus ini merupakan metode yang lebih baik digunakan daripada metode metode Diskriminan dan Kernel. Dan hal ini dibuktikan dengan uji kestabilan model yang menunjukkan bahwa nilai Press's Q dari metode Diskriminan lebih besar daripada metode yang lain.

5.2. Saran

Sebagai tindak lanjut dari penelitian ini, penulis memberikan beberapa saran sebagai berikut :

1. Dalam kenyataannya sering dijumpai bahwa data yang kita peroleh tidak memenuhi asumsi kenormalan dan varians yang tidak homogen, sehingga untuk memperoleh informasi dari data yang ada diperlukan suatu pendekatan nonparametrik salah satunya metode Kernel dan ANN.
2. Studi lanjut dapat dilakukan dengan menggunakan resampling pada data lebih dari 1 (satu) kali pada masing-masing metode untuk mengetahui perbandingan kesesuaian klasifikasi dari masing-masing metode.



DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR PUSTAKA

- Adrian, A., 2001, *Perbandingan Kesimpulan Hasil Analisis Diskriminan Fisher's dan Kernel*, (Surabaya : Biostatistika, Falkutas Ilmu Kesehatan Masyarakat (IKM) Universitas Airlangga).
- Aitchison, J. and Aithken, C.G. G., 1976, *Multivariate Binary Discrimination by The Kernel Method*, Biometrics.
- Dillon, W. and Goldstein, M., 1984, *Multivariate Analysis Methods and Applications*, John Willey & Sons, New York.
- Donal A. Chu, 2000, (Terjemahan Razi Siregar), *Tenis Tenaga*, Penerbit PT. Raja Grafindo, Jakarta.
- Dwi Budi, *Modul Pelatihan metode Kuantitatif untuk Ekonomi dan Bisnis*, (Malang : Falkutas Ekonomi Universtas Brawijaya, 1998).
- Habbema, J.D.F., 1976, *A Discriminant Analysis Approach to The Indetification of Human Chromosomes*, Biometrics.
- Hardle, Wolfgang, 1990, *Smoothing Technigques With Implementation in S*. Springer-Verlag : New York.
- Hazeldine RCX, 1989, *Fitness for Sport*, The Crowood Press.
- Holmstrom, L. and Sain, S.R., 1997, *Multivariate Discrimination Methods for Top Quark Analysis*, Technometrics.
- Johnson RA and Wichern DW, 1992, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Prentice Hall, Englewood Chiffs, New Jersey.
- Jones, M.C. and Wand, M.P., 1995, *Kernel Smoothing*, Chapman and Hall.
- Karson, Marvin J., 1982, *Multivariate Statistical Method*, Jawa State University Press.
- Nareshi K. Maholtra, *Marketing Research An Applied orientation*. (New Jersey:Prentice Hall International, 1993), p.591.
- Sajoto, M., 1988, *Pembinaan Kondisi Fisik Dalam Olahraga*, Depdikbud Dirjen Dikti Proyek Pengembangan Lembaga Pendidikan Tenaga Kependidikan, Jakarta.
- Scott, David W., 1992, *Multivariate Density Estimation*. John Wiley & Sons, New York.
- Seber, G.A.F., 1984, *Smoothing Observations*. John Willey & Sons, New York.

Sudjana, 1996, *Teknik Analisis Regresi dan Korelasi Bagi Para Peneliti*, Penerbit Tarsito, Bandung.

Vincent Gaspersz, 1995, *Teknik Dalam Penelitian Percobaan*, Jilid 2, Penerbit Tarsito, Bandung.

Verducci, F.M., 1980, *Measurement Concepts in Physical Education*, The CV. Mosby Company ST. Louis Toronto, London.

William R.D and Mathew Goldstein, 1989, *Multivariate Analysis Method and Application*, Amherst Massachusetts, New York.



LAMPIRAN

Lampiran 1

Data Pengelompokan Ketrampilan Permainan Tenis Lapangan

kelompok	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	23.0	42.95	170.21	44.00	150.20	116
1	22.2	42.80	169.35	40.50	149.36	117
1	22.0	42.60	168.00	42.20	148.10	114
1	22.7	44.10	172.00	43.60	152.00	115
1	22.0	42.50	170.00	40.10	150.10	115
1	24.0	43.60	173.10	43.10	153.00	116
1	19.0	38.40	150.40	38.00	130.40	106
1	18.0	35.10	145.30	34.20	125.50	104
1	17.0	34.12	135.70	33.00	115.60	100
1	16.0	35.50	132.30	32.00	112.10	99
1	19.0	39.10	150.82	38.10	130.75	108
1	21.0	42.25	167.20	39.60	147.20	114
1	17.0	35.20	137.42	32.50	117.30	100
1	19.0	39.15	155.10	38.40	135.00	107
1	20.5	43.00	165.20	39.00	145.10	106
1	17.5	36.10	140.95	33.00	120.90	104
1	16.5	37.42	133.90	32.25	113.95	102
1	16.0	36.21	135.10	31.50	115.00	100
1	18.3	38.10	140.70	35.20	120.80	105
1	19.6	40.50	154.20	37.40	134.25	108
1	19.5	40.10	153.30	37.00	133.10	109
1	20.6	42.80	160.10	38.50	140.00	110
1	21.7	43.90	161.32	38.60	141.28	113
1	21.8	44.80	160.40	38.60	140.30	113
1	20.4	41.75	158.20	38.00	138.10	112
1	19.5	39.50	152.60	37.50	132.50	108
1	18.7	37.90	147.10	36.40	128.50	106
1	19.8	39.60	152.10	37.60	133.20	109
1	20.2	40.50	155.20	38.40	136.10	112
1	21.8	41.10	161.60	39.10	140.40	113
1	20.0	41.10	156.20	39.00	135.10	110
1	19.0	38.72	158.10	37.00	129.00	105
1	17.6	36.50	147.22	32.70	128.10	104
1	16.4	35.80	148.10	32.00	126.30	103
1	17.0	36.30	147.85	33.80	125.00	102
1	19.0	38.29	150.10	35.60	130.42	107
1	19.7	39.55	155.00	36.20	136.12	109
1	20.0	41.40	157.00	38.50	138.00	110
1	19.8	40.50	153.10	39.10	134.40	104
1	20.9	41.60	164.50	40.20	145.60	110
1	18.6	37.75	149.20	34.00	127.80	105
1	19.4	39.56	156.10	38.10	137.10	106
1	18.1	35.70	152.20	34.52	132.40	103
1	20.2	41.50	165.00	40.10	146.00	109
1	19.3	40.10	152.20	37.70	133.90	109
1	19.4	41.28	157.10	38.80	136.80	110

2	8.0	22.93	118.20	29.10	96.95	93
2	9.2	23.74	117.10	28.20	97.80	95
2	16.3	31.56	136.10	32.00	115.90	104
2	15.0	29.00	133.00	31.00	114.32	103
2	14.2	27.40	130.17	30.45	112.25	102
2	17.3	31.43	129.18	32.70	118.30	106
2	10.2	24.60	122.91	29.70	102.10	93
2	6.6	20.87	117.00	28.80	96.50	91
2	5.9	20.50	116.29	27.10	95.40	90
2	12.4	27.75	127.00	29.80	106.10	96
2	13.7	28.91	138.13	30.10	116.20	100
2	10.5	24.42	128.00	29.25	107.36	95
2	11.6	24.02	116.80	30.40	97.90	98
2	14.0	28.85	130.52	30.10	109.80	100
2	15.0	31.46	125.00	32.00	104.70	103
2	14.6	30.12	127.31	31.10	106.30	102
2	15.6	35.38	138.10	31.50	117.50	107
2	18.2	41.19	139.40	32.40	118.20	105
2	13.4	28.89	125.00	30.00	116.10	102
2	13.6	28.10	124.20	30.10	115.50	99
2	12.8	26.32	125.30	29.50	104.10	97
2	14.2	29.50	129.36	31.00	108.20	101
2	17.9	36.21	131.24	33.10	110.10	103
2	9.2	21.90	119.62	28.10	99.52	96
2	13.5	27.63	126.70	30.50	106.00	102
2	14.0	28.36	128.90	31.25	108.00	101
2	15.2	30.81	127.82	31.76	109.00	104
2	16.2	32.40	139.90	32.10	119.00	105
2	15.3	30.68	128.10	31.25	107.00	103
2	14.5	27.34	127.00	30.16	106.10	102
2	12.5	25.69	123.00	29.10	102.20	100
2	11.0	22.40	119.10	28.30	100.50	98
2	10.2	21.15	120.20	28.26	99.40	97
2	7.5	16.37	118.97	28.10	98.50	92
2	8.2	17.50	116.70	29.10	94.80	93
2	12.5	25.20	124.10	30.00	103.00	95

Lanjutan

X7	X8	X9	X10	X11
18	50.7	6.05	5.1	5.60
17	51.3	6.15	5.1	6.10
17	50.2	6.12	4.3	5.85
18	51.8	6.10	4.6	5.70
17	50.0	6.01	4.7	5.50
19	52.3	6.10	4.2	5.20
15	45.1	6.50	8.8	6.60
14	44.2	6.60	8.2	7.34
13	43.2	6.62	10.0	7.50
11	42.4	6.78	9.2	7.80
15	48.6	6.54	7.9	6.96
16	49.7	6.12	5.4	5.84
14	43.2	6.66	7.7	7.60
15	49.3	6.50	6.8	6.20
16	50.2	6.40	5.2	6.10
14	44.6	6.60	8.9	7.40
12	43.7	6.74	8.2	7.91
10	42.5	6.76	7.8	7.72
14	46.2	6.69	6.9	7.10
16	47.3	6.48	5.7	6.74
15	47.1	6.50	5.6	6.82
16	48.7	6.36	5.1	6.40
17	49.5	6.28	4.8	6.37
16	49.6	6.20	4.9	6.30
15	48.3	6.46	5.3	6.50
15	47.2	6.52	5.5	6.98
14	46.4	6.65	5.7	7.20
16	47.5	6.50	5.4	6.42
17	48.2	6.40	5.1	6.25
18	49.1	6.30	4.6	5.75
18	50.2	6.25	4.9	6.70
16	48.8	6.54	5.6	6.90
15	47.5	6.74	6.7	7.56
13	45.2	6.80	7.8	7.80
12	46.5	6.70	6.8	7.40
14	43.8	6.50	5.6	6.74
15	47.4	6.48	5.2	6.70
16	49.3	6.45	5.1	6.75
15	47.3	6.48	5.3	6.90
16	49.5	6.30	5.2	6.60
14	46.7	6.60	6.2	7.25
17	47.5	6.50	6.0	6.98
14	45.2	6.65	7.1	7.45
18	44.3	6.40	6.3	6.38
15	49.5	6.55	5.6	6.99
15	49.9	6.54	5.7	6.70

8	36.1	7.07	9.1	8.10
8	36.3	7.05	9.6	8.09
11	40.2	6.70	9.7	7.10
10	39.3	6.78	5.9	6.98
12	40.2	6.75	6.3	7.08
13	44.1	6.80	5.6	6.85
8	36.2	6.72	9.2	8.07
7	35.7	7.08	10.4	8.16
7	34.2	7.10	10.2	5.20
9	37.9	7.00	8.4	7.09
10	39.2	6.96	8.1	7.10
7	35.3	6.99	9.3	7.86
8	36.2	6.88	8.7	7.70
10	39.7	6.80	6.5	6.90
11	40.1	6.75	6.3	6.67
10	38.2	6.74	6.1	6.70
11	38.3	7.72	5.8	6.85
12	42.1	6.70	5.3	6.65
10	37.5	7.10	7.2	7.40
11	37.3	7.06	7.5	7.15
9	36.2	6.90	8.1	7.04
12	38.1	6.82	6.7	7.08
10	42.6	6.70	5.1	6.70
9	36.5	7.04	9.8	8.08
10	38.6	7.09	7.4	7.20
11	37.8	6.85	7.2	7.14
12	38.7	6.79	6.7	7.02
11	43.5	6.75	5.2	6.70
10	39.9	6.70	6.2	6.80
10	38.2	6.90	7.3	6.99
9	37.1	7.10	8.4	7.70
8	35.9	6.98	9.2	8.06
8	36.8	7.10	9.3	8.07
7	36.8	7.08	9.8	8.12
8	36.9	7.06	9.2	8.10
9	36.4	6.94	8.2	7.60

Keterangan :

X_1 = Kelentukan pinggang (Cm)

X_2 = Kekuatan otot lengan (Kg)

X_3 = Kekuatan otot tungkai (Kg)

X_4 = Kekuatan genggaman (Kg)

X_5 = Kekuatan otot punggung (Kg)

X_6 = Daya tahan otot tungkai

X_7 = Daya tahan otot lengan

X_8 = Vo_2 max (liter/BB/menit)

X_9 = Kecepatan lari 50 meter (detik)

X_{10} = Reaksi tangan (cm)

X_{11} = Kelincahan (detik)

Lampiran 2A

Program Uji Multinormal

```
macro
mnormal x.l-x.p
mcolumn x.l-x.p xgalatx.l-xgalatx.p du dj q pj skor
mconstant i n p xrata.l-xrata.p totskor luasbag
mmatrix s si xgaxrata xgxrttr mmula mfinal

noecho
let n=count(x.l)
cova x.l-x.p s
inve s si

do i=1:p
  let xrata.i=mean(x.i)
  let xgalatx.i=x.i-xrata.i
enddo

copy xgalatx.l-xgalatx.p xgaxrata
tran xgaxrata xgxrttr
mult xgaxrata si mmula
mult mmula xgxrttr mfinal
diag mfinal du
sort du dj

do i=1:n
let pj(i)=(i-0.5)/n
enddo
brief l
invcdf pj q;
chisq p.
```

```

plot dj*q;
symbol;
title "Plot data uji multinormal".

do i=1:n
if dj(i)<q(i)
let skor(i)=1
else
let skor(i)=0
endif
enddo
let totskor=sum(skor)
let luasbag=totskor/n*100

note H0:Data berdistribusi multinormal
note H1:Data tidak berdistribusi multinormal
name luasbag='Daerah dibawah Chi Square (%)='
print luasbag
if luasbag<=50
note Keputusan : Tolak H0
note data tidak berdistribusi multinormal
else
note Keputusan : gagal tolak H0
note data berdistribusi multinormal
endif
note
endmacro

```

Lampiran 2B

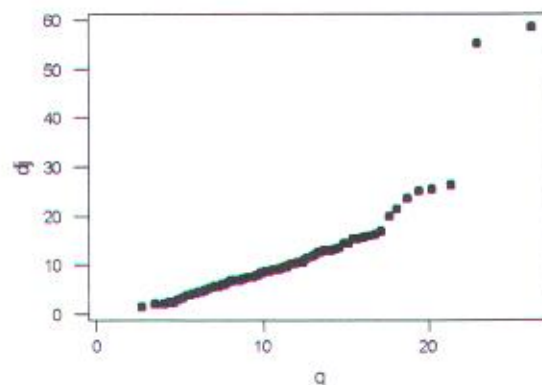
Uji Multinormal untuk Seluruh Variabel

MTB>%d:\TA_RATNA\ujinorm.txt C2-C12
Executing from file: d:\TA_RATNA\ujinorm.txt
H0:Data berdistribusi multinormal
H1:Data tidak berdistribusi multinormal

Data Display

Daerah dibawah Chi Square (%)= 89.0244
Keputusan : gagal tolak H0
data berdistribusi multinormal

Plot data uji multinormal



Lampiran 3

Tabel Mean dan Standar Deviasi

Group Statistics					
kelompok Ketrampilan		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
				Unweighted	Weighted
Baik	Kelentukan pinggang	19,536957	1,913154	46	46,000
	Kekuatan otot lengan	39,702174	2,799898	46	46,000
	Kekuatan otot tungkai	154,3009	10,463839	46	46,000
	Kekuatan genggam	37,275435	3,176487	46	46,000
	Kekuatan otot punggung	134,1767	10,579613	46	46,000
	Daya tahan otot tungkai	107,9783	4,749218	46	46,000
	Daya tahan otot lengan	15,282609	1,916745	46	46,000
	VO2 max	47,536957	2,593441	46	46,000
	Kecepatan lari 50 m	6,460217	,210127	46	46,000
	Reaksi tangan	6,126087	1,435802	46	46,000
	Kelincahan	6,729348	,669734	46	46,000
Sedang	Kelentukan pinggang	12,777778	3,171580	36	36,000
	Kekuatan otot lengan	27,238333	5,141384	36	36,000
	Kekuatan otot tungkai	126,2617	6,785714	36	36,000
	Kekuatan genggam	30,205000	1,468798	36	36,000
	Kekuatan otot punggung	106,6833	7,364039	36	36,000
	Daya tahan otot tungkai	99,250000	4,569308	36	36,000
	Daya tahan otot lengan	9,611111	1,643651	36	36,000
	VO2 max	38,169444	2,313293	36	36,000
	Kecepatan lari 50 m	6,904167	,149845	36	36,000
	Reaksi tangan	7,750000	1,596872	36	36,000
	Kelincahan	7,280556	,635965	36	36,000
Total	Kelentukan pinggang	16,569512	4,215512	82	82,000
	Kekuatan otot lengan	34,230244	7,383011	82	82,000
	Kekuatan otot tungkai	141,9910	16,635558	82	82,000
	Kekuatan genggam	34,171341	4,359092	82	82,000
	Kekuatan otot punggung	122,1065	16,555192	82	82,000
	Daya tahan otot tungkai	104,1463	6,367591	82	82,000
	Daya tahan otot lengan	12,792683	3,350835	82	82,000
	VO2 max	43,424390	5,284605	82	82,000
	Kecepatan lari 50 m	6,655122	,288740	82	82,000
	Reaksi tangan	6,839024	1,704298	82	82,000
	Kelincahan	6,971341	,706899	82	82,000

Lampiran 4

Tabel Wilks Lambda untuk Perbedaan Rata-Rata Kelompok

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Kelentukan pinggang	,359	142,833	1	80	,000
Kekuatan otot lengan	,289	196,392	1	80	,000
Kekuatan otot tungkai	,292	194,256	1	80	,000
Kekuatan genggam	,344	152,515	1	80	,000
Kekuatan otot punggung	,312	176,100	1	80	,000
Daya tahan otot tungkai	,532	70,504	1	80	,000
Daya tahan otot lengan	,286	199,966	1	80	,000
VO2 max	,217	289,348	1	80	,000
Kecepatan lari 50 m	,411	114,839	1	80	,000
Reaksi tangan	,774	23,407	1	80	,000
Kelincahan	,848	14,294	1	80	,000

Lampiran 5

Uji Box's M untuk Kesamaan Matrik Varian Kovarian

Test Results

Box's M	86,337
F	Approx. 3,774
df1	21
df2	20757,998
Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Lampiran 6A

Stepwise Analysis pada Analisis Diskriminan

Variables Entered/Removed^{a,b,c,d}

Step	Entered	Wilks' Lambda				Exact F			
		Statistic	df1	df2	df3	Statistic	df1	df2	Sig.
1	VO2 max	,217	1	1	80,000	289,348	1	80,000	,000
2	Reaksi tangan	,139	2	1	80,000	245,387	2	79,000	,000
3	Kekuatan otot lengan	,113	3	1	80,000	204,306	3	78,000	,000
4	Daya tahan otot tungkai	,101	4	1	80,000	170,900	4	77,000	,000
5	Daya tahan otot lengan	,090	5	1	80,000	153,579	5	76,000	,000
6	Kelincahan	,083	6	1	80,000	137,785	6	75,000	,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

- a. Maximum number of steps is 22.
- b. Minimum partial F to enter is 3,84.
- c. Maximum partial F to remove is 2,71.
- d. F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Variables in the Analysis

Step		Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
1	VO2 max	1,000	289,348	
2	VO2 max	,365	361,801	,774
	Reaksi tangan	,365	44,412	,217
3	VO2 max	,335	59,868	,200
	Reaksi tangan	,260	70,127	,214
	Kekuatan otot lengan	,314	17,797	,139
4	VO2 max	,277	74,492	,199
	Reaksi tangan	,245	34,220	,146
	Kekuatan otot lengan	,259	26,382	,136
	Daya tahan otot tungkai	,209	8,867	,113
5	VO2 max	,265	38,667	,136
	Reaksi tangan	,242	34,378	,131
	Kekuatan otot lengan	,259	21,136	,115
	Daya tahan otot tungkai	,167	16,226	,109
	Daya tahan otot lengan	,261	9,433	,101
6	VO2 max	,265	36,359	,123
	Reaksi tangan	,241	27,578	,114
	Kekuatan otot lengan	,256	21,559	,107
	Daya tahan otot tungkai	,163	10,819	,095
	Daya tahan otot lengan	,249	12,023	,097
	Kelincahan	,435	6,207	,090

Lanjutan

Variables Not in the Analysis

Step		Tolerance	Min. Tolerance	F to Enter	Wilks' Lambda
0	Kelentukan pinggang	1,000	1,000	142,833	,359
	Kekuatan otot lengan	1,000	1,000	196,392	,289
	Kekuatan otot tungkai	1,000	1,000	194,256	,292
	Kekuatan genggam	1,000	1,000	152,515	,344
	Kekuatan otot punggung	1,000	1,000	176,100	,312
	Daya tahan otot tungkai	1,000	1,000	70,504	,532
	Daya tahan otot lengan	1,000	1,000	199,966	,286
	VO2 max	1,000	1,000	289,348	,217
	Kecepatan lari 50 m	1,000	1,000	114,839	,411
	Reaksi tangan	1,000	1,000	23,407	,774
	Kelincahan	1,000	1,000	14,294	,848
1	Kelentukan pinggang	,358	,358	1,685	,212
	Kekuatan otot lengan	,441	,441	,813	,214
	Kekuatan otot tungkai	,341	,341	,011	,217
	Kekuatan genggam	,352	,352	1,102	,214
	Kekuatan otot punggung	,353	,353	,101	,216
	Daya tahan otot tungkai	,325	,325	20,500	,172
	Daya tahan otot lengan	,398	,398	,477	,215
	Kecepatan lari 50 m	,456	,456	1,562	,212
	Reaksi tangan	,365	,365	44,412	,139
	Kelincahan	,571	,571	20,296	,172
2	Kelentukan pinggang	,252	,252	4,892	,130
	Kekuatan otot lengan	,314	,260	17,797	,113
	Kekuatan otot tungkai	,310	,262	3,089	,133
	Kekuatan genggam	,334	,255	,125	,138
	Kekuatan otot punggung	,313	,273	2,646	,134
	Daya tahan otot tungkai	,253	,253	1,567	,136
	Daya tahan otot lengan	,344	,296	7,258	,127
	Kecepatan lari 50 m	,425	,300	,169	,138
	Kelincahan	,519	,332	4,306	,131
3	Kelentukan pinggang	,121	,121	1,144	,111
	Kekuatan otot tungkai	,288	,256	,348	,112
	Kekuatan genggam	,321	,249	,194	,113
	Kekuatan otot punggung	,289	,254	,187	,113
	Daya tahan otot tungkai	,209	,209	8,867	,101
	Daya tahan otot lengan	,326	,248	2,542	,109
	Kecepatan lari 50 m	,391	,259	,539	,112
	Kelincahan	,493	,254	7,719	,103
4	Kelentukan pinggang	,087	,087	,335	,101
	Kekuatan otot tungkai	,246	,178	3,091	,097
	Kekuatan genggam	,268	,174	,642	,100
	Kekuatan otot punggung	,226	,163	3,761	,096
	Daya tahan otot lengan	,261	,167	9,433	,090
	Kecepatan lari 50 m	,317	,169	,338	,101
	Kelincahan	,457	,193	3,722	,097
5	Kelentukan pinggang	,081	,081	,028	,090
	Kekuatan otot tungkai	,228	,157	,798	,089
	Kekuatan genggam	,231	,157	,117	,090
	Kekuatan otot punggung	,200	,150	,790	,089
	Kecepatan lari 50 m	,305	,149	,000	,090
	Kelincahan	,435	,163	6,207	,083
6	Kelentukan pinggang	,079	,079	,282	,083
	Kekuatan otot tungkai	,203	,156	3,001	,080
	Kekuatan genggam	,202	,156	,305	,083
	Kekuatan otot punggung	,186	,149	2,379	,081
	Kecepatan lari 50 m	,265	,149	,826	,082

Lanjutan

Wilks' Lambda

Step	Number of Variables	Lambda	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	df2	Sig.
1	1	,217	1	1	80	289,348	1	80,000	2,888E-18
2	2	,139	2	1	80	245,387	2	79,000	,000
3	3	,113	3	1	80	204,306	3	78,000	7,493E-37
4	4	,101	4	1	80	170,900	4	77,000	1,756E-37
5	5	,090	5	1	80	153,579	5	76,000	3,013E-38
6	6	,083	6	1	80	137,785	6	75,000	2,027E-38

Lampiran 6B

Korelasi Kanonik

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	11,023 ^a	100,0	100,0	,958

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,083	191,484	6	,000

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Kekuatan otot lengan	,244
Daya tahan otot tungkai	-,197
Daya tahan otot lengan	,432
VO2 max	,469
Reaksi tangan	,731
Kelincahan	,668
(Constant)	-23,413

Unstandardized coefficients

Lampiran 6C

Fungsi Linear Diskriminan Fisher

Classification Function Coefficients

	kelompok Ketrampilan	
	Baik	Sedang
Kekuatan otot lengan	1,274	-,337
Daya tahan otot tungkai	19,941	21,240
Daya tahan otot lengan	-9,534	-12,387
VO2 max	16,693	13,595
Reaksi tangan	48,189	43,355
Kelincahan	72,744	68,330
(Constant)	-1818,757	-1666,955

Fisher's linear discriminant functions

Lampiran 7A

Program Metode Diskriminan ANN

```
sumfit.nnts <- function(net)
{
  if(length(net) == 10)
  {
    net$softmax <- F
    cat("a ", net$[1], "-", net$[2], "-", net$[3], " network", sep = "")
    cat(" with", length(net$wts), "weights\n")
    tconn <- diff(net$[4])
    if(tconn[length(tconn)] > net$[2] + 1)
    cat(" skip-layer connections ")
    if(net$decay > 0)
    cat(" decay=", net$decay, sep = "")
    cat("\n")
    cat("Unit 0 is constant one input\n")
    cat("Input units: ", paste("Lag", net$lags, "=", 1:net$[1], ",", sep=""), "\n")
    cat("Hidden units are ", (net$[1]+1):(net$[1]+net$[2]), "\n")
    cat("Output unit is", sum(net$[5]), "\n\n")
    wts <- format(round(net$wts, 4))
    names(wts) <- apply(cbind(net$[4], rep(1:net$[1]+net$[2], tconn)), 1,
      function(x)
      paste(x, collapse = "->"))
    print(wts, quote = F)
    cat("Sum of squares is ", format(net$[6]), "\n")
    n <- length(net$[7])
    p <- length(net$wts)
    ft <- n*log(net$[6]/n)
    cat("AIC :", format(ft+2*p),
      "\n", "SBC :", format(ft+p*log(n)),
      "\n", "BIC :", format(ft+p*p*log(n)),
      "\n", "MSE :", format(net$[6]/(n-p)),
      "\n", "residual se :", format(sqrt(net$[6]/(n-p))), "\n")
    invisible()
  }
  # DISCRIMINANT ANALYSIS BY USING "CLASSICAL METHOD"
  # The Tennis data
  attach(DS4)
  tenis <-
    data.frame(kelompok=kek.ot.lengan=kek.ot.lengan,d.ot.lengan=d.ot.lengan,d
      .ot.tungkai=d.ot.tungkai,V02max=V02max,tangan=tangan,lincah=lincah)
  tenis1<-
    data.frame(kek.ot.lengan=kek.ot.lengan,d.ot.lengan=d.ot.lengan,d.ot.tungk
      ai=d.ot.tungkai,V02max=V02max,tangan=tangan,lincah=lincah)
  targets <- class.ind( c(rep("1", 46), rep("2", 36)))
  samp <- c(sample(1:46,37), sample(47:82,25))
  tenis.quad <-
    discrim(kelompok=kek.ot.lengan+d.ot.lengan+d.ot.tungkai+V02max+tangan+lin
      cah,data=tenis1, subset=samp, family=Classical("homoscedastic"))
  tenis.quad
  # GIVE BRIEF RESULT OF THE PROGRAM
  summary(tenis.quad)
  # GIVE A LONG RESULT OF THE PROGRAM

  #DISCRIMINANT ANALYSIS BY USING "NONLINEAR DISCRIMINANT - ANN"
  tenis.nn <- nnet(tenis1[samp,], targets[samp,], size=1, rang=0.1,decay=5e-4,
    maxit=200)
  tenis.nn
}
```

```

test.cl <- function(true, pred)
{
  true <- max.col(true)
  cres <- max.col(pred)
  table(true, cres)
}

sumfit.nnts(tenis.nn)
#PREDICTION IN TRAINING AND TESTING BY DISCRIMINANT ANN
test.cl(targets[samp,],predict(tenis.nn, tenisl[samp,]))
true.train<-max.col(targets[samp,])
prednn.train<-max.col(predict(tenis.nn, tenisl[samp,]))
er.nn1<-sum(true.train !=prednn.train)/length(true.train)
er.nn1
#PRESENT THE VALUE OF MISSCLASSIFICATION AT TRAINING DATA
test.cl(targets[-samp,],predict(tenis.nn, tenisl[-samp,]))
true.test<-max.col(targets[-samp,])
prednn.test<-max.col(predict(tenis.nn, tenisl[-samp,]))
er.nn2<-sum(true.test != prednn.test)/length(true.test)
er.nn2
#PRESENT THE VALUE OF MISSCLASSIFICATION AT TESTING DATA
#PREDICTION IN TRAINING AND TESTING BY DISCRIMINANT CLASSIC
pred.train<-predict(tenis.quad, tenisl[samp,])
pred.train
tenisl[samp,]$kelompok
pred.train$groups
table(tenisl[samp,]$kelompok,pred.train$groups)
er.quad1<-sum(pred.train$groups !=
  tenisl[samp,]$kelompok)/sum((table(tenisl[samp,]$kelompok,pred.train$groups
  )))
er.quad1
#PRESENT THE VALUE OF MISSCLASSIFICATION AT TRAINING DATA
pred.test<-predict(tenis.quad,tenisl[-samp,])
pred.test
table(tenisl[-samp,]$kelompok, pred.test$groups)

er.quad2<-sum(pred.test$groups != tenisl[-samp,]$kelompok)/sum((table(tenisl[-
  samp,]$kelompok,pred.test$groups)))
er.quad2
#PRESENT THE VALUE OF MISSCLASSIFICATION AT TESTING DATA

```

Lampiran 7B

Hasil Program Diskriminan ANN pada Data Training dan Data Testing

```
> sumfit.nnts <- function(net)
{
  if(length(net) == 10)
    net$softmax <- F
  cat("a ", net$n[1], "-", net$n[2], "-", net$n[3], " network", sep = "")
  )
  cat(" with", length(net$wts), "weights\n")
  tconn <- diff(net$tconn)
  if(tconn[length(tconn)] > net$n[2] + 1)
    cat(" skip-layer connections ")
  if(net$decay > 0)
    cat(" decay=", net$decay, sep = "")
  cat("\n")
  cat("Unit 0 is constant one input\n")
  cat("Input units: ", paste("Lag ", net$lags, "=", 1:net$n[1], ",", sep
    = ""), "\n")
  cat("Hidden units are ", (net$n[1] + 1):(net$n[1] + net$n[2]), "\n")
  cat("Output unit is", sum(net$n), "\n\n")
  wts <- format(round(net$wts, 4))
  names(wts) <- apply(cbind(net$conn, rep(1:net$nunits - 1, tconn)), 1,
    function(x)
      paste(x, collapse = "->"))
  print(wts, quote = F)
  cat("Sum of squares is ", format(net$val), "\n")
  n <- length(net$fit)
  p <- length(net$wts)
  ft <- n * log(net$val/n)
  cat("AIC :", format(ft + 2 * p), ", SBC :", format(ft + p * log(n)),
    ", BIC :", format(ft + p * p * log(n)), ", MSE :", format(net$
      val/(n - p)), ", residual se :", format(sqrt(net$val/(n - p))),
    "\n")
  invisible()
}
# DISCRIMINANT ANALYSIS BY USING "CLASSICAL METHOD"
# The Tennis data
> attach(DS4)
> tenis <- data.frame(kelompok, kek.ot.lengan = kek.ot.lengan, d.ot.lengan =
  d.ot.lengan, d.ot.tungkai = d.ot.tungkai, V02max = V02max, tangan =
  tangan, lincah = lincah)
> tenis1 <- data.frame(kek.ot.lengan = kek.ot.lengan, d.ot.lengan =
  d.ot.lengan,
  d.ot.tungkai = d.ot.tungkai, V02max = V02max, tangan = tangan, lincah
  = lincah)
> targets <- class.ind(c(rep("1", 46), rep("2", 36)))
> samp <- c(sample(1:46, 37), sample(47:82, 25))
> tenis.quad <- discrim(kelompok ~ kek.ot.lengan + d.ot.lengan +
  d.ot.tungkai +
  V02max + tangan + lincah, data = tenis1, subset = samp, family =
  Classical("homoscedastic"))
> tenis.quad # GIVE BRIEF RESULT OF THE PROGRAM

Call:
discrim(kelompok ~ kek.ot.lengan + d.ot.lengan + d.ot.tungkai + V02max +
  tangan + lincah, data = tenis1, family = Classical("homoscedastic"),
  subset = samp)

Group means:
  kek.ot.lengan d.ot.lengan d.ot.tungkai V02max tangan lincah N
1    39.67622    107.9459    15.24324 47.55676 6.186486 6.728108 37
2    27.77800     99.4800     9.72000 38.25600 7.752000 7.372800 25
```


Priors

```
1 0.5967742
2 0.4032258
```

Covariance Structure: homoscedastic

	kek.ot.lengan	d.ot.lengan	d.ot.tungkai	V02max	tangan
kek.ot.lengan	15.40900	14.86894	5.179834	7.433612	-4.818122
d.ot.lengan		21.66886	6.964108	9.474025	-5.664184
d.ot.tungkai			3.230847	3.346353	-1.990240
V02max				6.129207	-3.008240
tangan					2.347094

	lincah
kek.ot.lengan	-1.906727
d.ot.lengan	-2.446290
d.ot.tungkai	-0.896390
V02max	-1.214616
tangan	0.712524
lincah	0.363401

Constants:

```
1 2
-3193.051 -2871.951
```

Linear Coefficients:

	1	2
kek.ot.lengan	6.9712	5.3278
d.ot.lengan	26.6519	27.3369
d.ot.tungkai	4.6149	1.2240
V02max	25.8182	22.0721
tangan	43.0528	38.8266
lincah	247.7656	232.9296

```
> summary(tenis.quad) # GIVE A LONG RESULT OF THE PROGRAM
#DISCRIMINANT ANALYSIS BY USING "NONLINEAR DISCRIMINANT - ANN"
```

Call:

```
discrim(kelompok ~ kek.ot.lengan + d.ot.lengan + d.ot.tungkai + V02max +
  tangan + lincah, data = tenis1, family = Classical("homoscedastic"),
  subset = samp)
```

Group means:

	kek.ot.lengan	d.ot.lengan	d.ot.tungkai	V02max	tangan	lincah	N
1	39.67622	107.9459	15.24324	47.55676	6.186486	6.728108	37
2	27.77800	99.4800	9.72000	38.25600	7.752000	7.372800	25

Priors

```
1 0.5967742
2 0.4032258
```

Covariance Structure: homoscedastic

	kek.ot.lengan	d.ot.lengan	d.ot.tungkai	V02max	tangan
kek.ot.lengan	15.40900	14.86894	5.179834	7.433612	-4.818122
d.ot.lengan		21.66886	6.964108	9.474025	-5.664184
d.ot.tungkai			3.230847	3.346353	-1.990240
V02max				6.129207	-3.008240
tangan					2.347094

	lincah
kek.ot.lengan	-1.906727
d.ot.lengan	-2.446290
d.ot.tungkai	-0.896390
V02max	-1.214616
tangan	0.712524
lincah	0.363401

Constants:

```
1 2
-3193.051 -2871.951
```



Linear Coefficients:

	1	2
kek.ot.lengan	6.9712	5.3278
d.ot.lengan	26.6519	27.3369
d.ot.tungkai	4.6149	1.2240
V02max	25.8182	22.0721
tangan	43.0528	38.8266
lincah	247.7656	232.9296

Tests for Homogeneity of Covariances:

	Statistic	df	Pr
Box.M	66.69314	21	0.0000012
adj.M	59.23427	21	0.0000167

Tests for the Equality of Means:

Group Variable: kelompok

	Statistics	F	df1	df2	Pr
Wilks Lambda	0.073	116.57	6	55	0
Pillai Trace	0.927	116.57	6	55	0
Hotelling-Lawley Trace	12.717	116.57	6	55	0
Roy Greatest Root	12.717	116.57	6	55	0

* Tests assume covariance homoscedasticity.

F Statistic for Wilks' Lambda is exact.

F Statistic for Roy's Greatest Root is an upper bound.

Hotelling's T Squared for Differences in Means Between Each Group:

	F	df1	df2	Pr
1-2	116.5746	6	55	0

95% Simultaneous Confidence Intervals Using the Sidak Method:

	Estimate	Std.Error	Lower Bound	Upper Bound	
1.kk.t.lng-2.kk.t.lng	11.900	1.020	9.13	14.700	****
1.d.t.lngn-2.d.t.lngn	8.470	1.210	5.18	11.700	****
1.d.t.tngk-2.d.t.tngk	5.520	0.465	4.26	6.790	****
1.V02max-2.V02max	9.300	0.641	7.55	11.000	****
1.tangan-2.tangan	-1.570	0.397	-2.65	-0.485	****
1.lincah-2.lincah	-0.645	0.156	-1.07	-0.220	****

(critical point: 2.724)

* Intervals excluding 0 are flagged by '****'

Mahalanobis Distance:

	1	2
1	0.00000	51.14388
2	0.00000	

Kolmogorov-Smirnov Test for Normality:

	Statistic	Probability
kek.ot.lengan	0.0983391	0.5864251
d.ot.lengan	0.0759497	0.8668821
d.ot.tungkai	0.1201408	0.3324345
V02max	0.0721759	0.9032590
tangan	0.0792021	0.8315237
lincah	0.0679973	0.9367065

Plug-in classification table:

	1	2	Error	Posterior	Error
1	37	0	0	0.0000007	
2	0	25	0	0.0002114	
Overall			0	0.0000857	

(from=rows,to=columns)

Optimal Error Rate:

	1	2	overall
	5.302547e-128	7.853081e-128	0

Rule Mean Square Error: 3.824822e-007

(conditioned on the training data)

Cross-validation table:

	1	2	Error	Posterior.Error
1	37	0	0.000000	-0.0226130
2	1	24	0.040000	0.0519364
Overall			0.016129	0.0074472

(from=rows,to=columns)

```
> tennis.nn <- nnet(tenis1[samp, ], targets[samp, ], size = 1, rang = 0.1,
  decay = 0.0005, maxit = 200)
```

weights: 11

initial value 30.891947

iter 10 value 3.390697

iter 20 value 2.063608

iter 30 value 2.057835

iter 40 value 2.041541

iter 50 value 1.211123

iter 60 value 0.130697

iter 70 value 0.121406

iter 80 value 0.119995

iter 90 value 0.119492

iter 100 value 0.119205

iter 110 value 0.119114

iter 120 value 0.119048

iter 130 value 0.119020

iter 140 value 0.119003

iter 150 value 0.118996

iter 160 value 0.118993

iter 170 value 0.118989

iter 180 value 0.118988

iter 190 value 0.118987

iter 200 value 0.118987

final value 0.118987

stopped after 200 iterations

```
> tennis.nn
```

a 6-1-2 network with 11 weights

options were - decay=0.0005

```
> test.cl <- function(true, pred)
```

```
{
```

```
  true <- max.col(true)
```

```
  cres <- max.col(pred)
```

```
  table(true, cres)
```

```
}
```

```
> sumfit.nnts(tennis.nn) #PREDICTION IN TRAINING AND TESTING BY DISCRIMINANT
ANN
```

a 6-1-2 network with 11 weights

decay=0.0005

Unit 0 is constant one input

Input units: Lag =1, Lag =2, Lag =3, Lag =4, Lag =5, Lag =6,

Hidden units are 7

Output unit is 9

0->7	1->7	2->7	3->7	4->7	5->7	6->7	0->8	7->8
-0.0150	0.4908	-1.2071	0.9983	1.9635	1.2712	0.3051	-4.1412	8.6946
0->9	7->9							
4.1420	-8.6958							

Sum of squares is 0.1189871

AIC : -839.6787 , SBC : -808.6556 , BIC : -797.6556 , MSE : 0.001052983 ,

residual se : 0.03244971

```
> test.cl(targets[samp, ], predict(tennis.nn, tenis1[samp, ]))
```

```
1 2
```

```
1 37 0
```

```
2 0 25
```

```
> true.train <- max.col(targets[samp, ])
```

```
> prednn.train <- max.col(predict(tennis.nn, tenis1[samp, ]))
```

```
> er.nni <- sum(true.train != prednn.train)/length(true.train)
```

```
> er.nni #PRESENT THE VALUE OF MISSCLASSIFICATION AT TRAINING DATA
```

```
[1] 0
```



```

> test.cl(targets[ - samp, ], predict(tenis.nn, tenis1[ - samp, ]))
 1 2
1 8 1
2 0 11
> true.test <- max.col(targets[ - samp, ])
> prednn.test <- max.col(predict(tenis.nn, tenis1[ - samp, ]))
> er.nn2 <- sum(true.test != prednn.test)/length(true.test)
> er.nn2 #PRESENT THE VALUE OF MISSCLASSIFICATION AT TESTING DATA
#PREDICTION IN TRAINING AND TESTING BY DISCRIMINANT CLASSIC
[1] 0.05
> pred.train <- predict(tenis.quad, tenis1[samp, ])
> pred.train
  groups      X1      X2
 6      1 1.0000000 0.0000000
 3      1 1.0000000 0.0000000
27      1 1.0000000 0.0000000
 9      1 1.0000000 0.0000000
38      1 1.0000000 0.0000000
46      1 1.0000000 0.0000000
 5      1 0.9999999 0.0000001
39      1 1.0000000 0.0000000
42      1 1.0000000 0.0000000
 4      1 1.0000000 0.0000000
12      1 1.0000000 0.0000000
31      1 1.0000000 0.0000000
37      1 1.0000000 0.0000000
 8      1 1.0000000 0.0000000
 2      1 1.0000000 0.0000000
23      1 1.0000000 0.0000000
28      1 1.0000000 0.0000000
41      1 1.0000000 0.0000000
44      1 1.0000000 0.0000000
16      1 1.0000000 0.0000000
11      1 1.0000000 0.0000000
35      1 1.0000000 0.0000000
29      1 1.0000000 0.0000000
13      1 1.0000000 0.0000000
14      1 1.0000000 0.0000000
21      1 1.0000000 0.0000000
25      1 1.0000000 0.0000000
45      1 1.0000000 0.0000000
34      1 1.0000000 0.0000000
20      1 1.0000000 0.0000000
18      1 0.9999731 0.0000269
 7      1 1.0000000 0.0000000
19      1 1.0000000 0.0000000
15      1 1.0000000 0.0000000
40      1 1.0000000 0.0000000
26      1 1.0000000 0.0000000
10      1 1.0000000 0.0000000
54      2 0.0000000 1.0000000
63      2 0.0000000 1.0000000
60      2 0.0000000 1.0000000
76      2 0.0000000 1.0000000
77      2 0.0000000 1.0000000
64      2 0.0028010 0.9971990
66      2 0.0000000 1.0000000
68      2 0.0000000 1.0000000
52      2 0.0005633 0.9994367
82      2 0.0000000 1.0000000
57      2 0.0000000 1.0000000
56      2 0.0000000 1.0000000
49      2 0.0019218 0.9980782
70      2 0.0000000 1.0000000
53      2 0.0000000 1.0000000
48      2 0.0000000 1.0000000
75      2 0.0000000 1.0000000

```

```
78      2 0.0000000 1.0000000  
73      2 0.0000000 1.0000000  
59      2 0.0000000 1.0000000  
50      2 0.0000000 1.0000000  
81      2 0.0000000 1.0000000  
65      2 0.0000000 1.0000000  
69      2 0.0000000 1.0000000  
47      2 0.0000000 1.0000000  
> tenis[samp, ]$kelompok  
[1] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
     1  
[38] 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
> pred.train$groups  
[1] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
     1  
[38] 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
> table(tenis[samp, ]$kelompok, pred.train$groups)  
    1 2  
1 37 0  
2   0 25  
> er.quad1 <- sum(pred.train$groups != tenis[samp,  
                  ]$kelompok)/sum((table(tenis[,  
                  samp, ]$kelompok, pred.train$groups)))  
> er.quad1 #PRESENT THE VALUE OF MISSCLASSIFICATION AT TRAINING DATA  
[1] 0  
> pred.test <- predict(tenis.quad, tenis[- samp, ])  
> pred.test  
       groups           X1          X2  
1         1 1.0000000 0.0000000  
17        1 1.0000000 0.0000000  
22        1 1.0000000 0.0000000  
24        1 1.0000000 0.0000000  
30        1 1.0000000 0.0000000  
32        1 1.0000000 0.0000000  
33        1 1.0000000 0.0000000  
36        1 0.9768559 0.0231441  
43        1 1.0000000 0.0000000  
51        2 0.0000000 1.0000000  
55        2 0.0000000 1.0000000  
58        2 0.0000000 1.0000000  
61        2 0.0000000 1.0000000  
62        2 0.0000000 1.0000000  
67        2 0.0000000 1.0000000  
71        2 0.0000000 1.0000000  
72        2 0.0000000 1.0000000  
74        2 0.0000000 1.0000000  
79        2 0.0000000 1.0000000  
80        2 0.0000000 1.0000000  
> table(tenis[- samp, ]$kelompok, pred.test$groups)  
    1 2  
1 9 0  
2 0 11  
> er.quad2 <- sum(pred.test$groups != tenis[- samp,  
                  ]$kelompok)/sum((table(  
                  tenis[- samp, ]$kelompok, pred.test$groups)))  
> er.quad2 #PRESENT THE VALUE OF MISSCLASSIFICATION AT TESTING DATA  
[1] 0
```

Lampiran 8A

Program Metode Kernel untuk Data Training

```
proc format;
  value specname
    1='BAIK'
    2='SEDANG';
run;
data tenis;
  title 'Analisis Diskriminan Kernel pada ketrampilan olahraga tenis lapangan';
  input X2 X6 X7 X8 X10 X11 KELOMPOK;
  format KELOMPOK specname.;
  label X2='kekuatan otot lengan.'
        X6='daya tahan otot tungkai.'
        X7='daya tahan otot lengan.'
        X8='VO2 max.'
        X10='reaksi tangan.'
        X11='kelincahan.';
  cards;
.....
;
proc discrim data=tenis outd=outd
  method=normal pool=yes short noclassify crosslisterr;
class KELOMPOK;
priors prop;
var X2 X6 X7 X8 X10 X11;
title2 'Using Normal Density Estimates with Equal Variance';
run;
proc discrim data=tenis outd=outd
  method=normal pool=no short noclassify crosslisterr;
class KELOMPOK;
priors prop;
var X2 X6 X7 X8 X10 X11;
title2 'Using Normal Density Estimates with Unequal Variance';
run;
proc discrim data=tenis outd=outd
  method=npair kernel=normal r=.563 pool=yes
  short noclassify crosslisterr;
class KELOMPOK;
priors prop;
var X2 X6 X7 X8 X10 X11;
title2 'Using Kernel Density Estimates with Equal Bandwidth';
run;
proc discrim data=tenis outd=outd
  method=npair kernel=normal r=.563 pool=no
  short noclassify crosslisterr;
class KELOMPOK;
priors prop;
var X2 X6 X7 X8 X10 X11;
title2 'Using Kernel Density Estimates with Unequal Bandwidth';
run;
```


Lampiran 8B

Hasil Program Kernel pada Data Training

Analisis Diskriminan Kernel pada ketrampilan olahraga tenis lapangan 1
Using Normal Density Estimates with Equal Variance
10:38 Monday, October 27, 1997

Discriminant Analysis

62 Observations 61 DF Total
6 Variables 60 DF Within Classes
2 Classes 1 DF Between Classes

Class Level Information

KELOMPOK	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
BAIK	37	37.0000	0.596774	0.596774
SEDANG	25	25.0000	0.403226	0.403226

Obs	From KELOMPOK	Posterior Probability of Membership in KELOMPOK:			
		Classified into KELOMPOK		BAIK	SEDANG
13	SEDANG	BAIK	*	0.8591	0.1409
50	SEDANG	BAIK	*	0.9971	0.0029

* Misclassified observation

Analisis Diskriminan Kernel pada ketrampilan olahraga tenis lapangan 2
Using Normal Density Estimates with Equal Variance
10:38 Monday, October 27, 1997

Discriminant Analysis

Classification Summary for Calibration Data: WORK.TENIS

Cross-validation Summary using Linear Discriminant Function

Generalized Squared Distance Function:

$$D_j^2(X) = (X - \bar{X}_j)' \text{COV}_j^{-1} (X - \bar{X}_j) - 2 \ln \text{PRIOR}_j$$

Posterior Probability of Membership in each KELOMPOK:

$$\text{Pr}(j|X) = \exp(-.5 D_j^2(X)) / \sum_k \exp(-.5 D_k^2(X))$$

Number of Observations and Percent Classified into KELOMPOK:

From KELOMPOK	BAIK	SEDANG	Total
BAIK	37 100.00	0 0.00	37 100.00
SEDANG	2 8.00	23 92.00	25 100.00
Total	39	23	62
Percent	62.90	37.10	100.00
Priors	0.5968	0.4032	

Error Count Estimates for KELOMPOK:

	BAIK	SEDANG	Total
Rate	0.0000	0.0800	0.0323
Priors	0.5968	0.4032	

Discriminant Analysis

62 Observations 61 DF Total
 6 Variables 60 DF Within Classes
 2 Classes 1 DF Between Classes

Class Level Information

KELOMPOK	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
BAIK	37	37.0000	0.596774	0.596774
SEDANG	25	25.0000	0.403226	0.403226

Obs	From KELOMPOK	Posterior Probability of Membership in KELOMPOK:		
		Classified into KELOMPOK	BAIK	SEDANG
13	SEDANG	BAIK *	1.0000	0.0000

* Misclassified observation

Discriminant Analysis

Classification Summary for Calibration Data: WORK.TENIS

Cross-validation Summary using Quadratic Discriminant Function

Generalized Squared Distance Function:

$$D_j^2(X) = (X - \bar{X}_j)' \text{COV}_j^{-1} (X - \bar{X}_j) + \ln |\text{COV}_j| - 2 \ln \text{PRIOR}_j$$

Posterior Probability of Membership in each KELOMPOK:

$$\text{Pr}(j|X) = \exp(-.5 D_j^2(X)) / \sum_k \exp(-.5 D_k^2(X))$$

Number of Observations and Percent Classified into KELOMPOK:

From KELOMPOK	BAIK	SEDANG	Total
BAIK	37 100.00	0 0.00	37 100.00
SEDANG	1 4.00	24 96.00	25 100.00
Total	38	24	62
Percent	61.29	38.71	100.00
Priors	0.5968	0.4032	

Error Count Estimates for KELOMPOK:

	BAIK	SEDANG	Total
Rate	0.0000	0.0400	0.0161
Priors	0.5968	0.4032	

Discriminant Analysis

62 Observations 61 DF Total
 6 Variables 60 DF Within Classes
 2 Classes 1 DF Between Classes

Class Level Information

KELOMPOK	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
BAIK	37	37.0000	0.596774	0.596774
SEDANG	25	25.0000	0.403226	0.403226

Posterior Probability of Membership in KELOMPOK:				
Obs	From KELOMPOK	Classified into KELOMPOK	BAIK	SEDANG
50	SEDANG	BAIK *	0.9999	0.0001

* Misclassified observation

Discriminant Analysis

Classification Summary for Calibration Data: WORK.TENIS

Cross-validation Summary using Normal Kernel Density

Squared Distance Function:

$$D^2(X,Y) = (X-Y)' \text{COV}^{-1}(X-Y)$$

Posterior Probability of Membership in each KELOMPOK:

$$F(X|j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \exp(-.5 D^2(X,Y_{ji}) / R^2)$$

$$\text{Pr}(j|X) = \frac{\text{PRIOR}_j F(X|j)}{\sum_k \text{PRIOR}_k F(X|k)}$$

Number of Observations and Percent Classified into KELOMPOK:

From KELOMPOK	BAIK	SEDANG	Total
BAIK	37 100.00	0 0.00	37 100.00
SEDANG	1 4.00	24 96.00	25 100.00
Total	38	24	62
Percent	61.29	38.71	100.00
Priors	0.5968	0.4032	

Error Count Estimates for KELOMPOK:

	BAIK	SEDANG	Total
Rate	0.0000	0.0400	0.0161
Priors	0.5968	0.4032	

Discriminant Analysis

62 Observations 61 DF Total
 6 Variables 60 DF Within Classes
 2 Classes 1 DF Between Classes

Class Level Information

KELOMPOK	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
BAIK	37	37.0000	0.596774	0.596774
SEDANG	25	25.0000	0.403226	0.403226

Discriminant Analysis

Classification Summary for Calibration Data: WORK.TENIS

Cross-validation Summary using Normal Kernel Density

Squared Distance Function:

$$D^2(X,Y) = (X-Y)' \text{COV}_j^{-1} (X-Y)$$

Posterior Probability of Membership in each KELOMPOK:

$$F(X|j) = n_j^{-1} \sum_i \exp(-.5 D^2(X,Y_{ji}) / R_j^2)$$

$$\text{Pr}(j|X) = \text{PRIOR}_j F(X|j) / \sum_k \text{PRIOR}_k F(X|k)$$

Number of Observations and Percent Classified into KELOMPOK:

From KELOMPOK	BAIK	SEDANG	Total
BAIK	37 100.00	0 0.00	37 100.00
SEDANG	0 0.00	25 100.00	25 100.00
Total	37	25	62
Percent	59.68	40.32	100.00
Priors	0.5968	0.4032	

Error Count Estimates for KELOMPOK:

	BAIK	SEDANG	Total
Rate	0.0000	0.0000	0.0000
Priors	0.5968	0.4032	

Lampiran 9A

Program Metode Kernel untuk Data Testing

```
proc format;
  value specname
    1='BAIK'
    2='SEDANG';
run;
data tenis;
  title 'Analisis Diskriminan Kernel pada ketrampilan olahraga tenis lapangan';
  input X2 X6 X7 X8 X10 X11 KELOMPOK;
  format KELOMPOK specname.;
  label X2='kekuatan otot lengan.'
        X6='daya tahan otot tungkai.'
        X7='daya tahan otot lengan.'
        X8='VO2 max.'
        X10='reaksi tangan.'
        X11='kelincahan.';
  cards;
.....
;
proc discrim data=tenis outd=outd
method=normal pool=yes short noclassify crosslisterr;
class KELOMPOK;
priors prop;
var X2 X6 X7 X8 X10 X11;
title2 'Using Normal Density Estimates with Equal Variance';
run;
proc discrim data=tenis outd=outd
method=normal pool=no short noclassify crosslisterr;
class KELOMPOK;
priors prop;
var X2 X6 X7 X8 X10 X11;
title2 'Using Normal Density Estimates with Unequal Variance';
run;
proc discrim data=tenis outd=outd
method=npd kernel=normal r=.667 pool=yes
short noclassify crosslisterr;
class KELOMPOK;
priors prop;
var X2 X6 X7 X8 X10 X11;
title2 'Using Kernel Density Estimates with Equal Bandwidth';
run;
proc discrim data=tenis outd=outd
method=npd kernel=normal r=.667 pool=no
short noclassify crosslisterr;
class KELOMPOK;
priors prop;
var X2 X6 X7 X8 X10 X11;
title2 'Using Kernel Density Estimates with Unequal Bandwidth';
run;
```

Lampiran 9B

Hasil Program Kernel pada Data Testing

Analisis Diskriminan Kernel pada ketrampilan olahraga tenis lapangan 1
 Using Normal Density Estimates with Equal Variance
 10:56 Monday, October 27, 1997

Discriminant Analysis

20 Observations	19 DF Total
6 Variables	18 DF Within Classes
2 Classes	1 DF Between Classes

Class Level Information

KELOMPOK	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
BAIK	9	9.0000	0.450000	0.450000
SEDANG	11	11.0000	0.550000	0.550000

Analisis Diskriminan Kernel pada ketrampilan olahraga tenis lapangan 2
 Using Normal Density Estimates with Equal Variance
 10:56 Monday, October 27, 1997

Discriminant Analysis

Classification Summary for Calibration Data: WORK.TENIS

Cross-validation Summary using Linear Discriminant Function

Generalized Squared Distance Function:

$$D_j^2(X) = (X - \bar{X}_j)' \text{COV}_j^{-1} (X - \bar{X}_j) - 2 \ln \text{PRIOR}_j$$

Posterior Probability of Membership in each KELOMPOK:

$$\text{Pr}(j|X) = \exp(-.5 D_j^2(X)) / \sum_k \exp(-.5 D_k^2(X))$$

Number of Observations and Percent Classified into KELOMPOK:

From KELOMPOK	BAIK	SEDANG	Total
BAIK	9 100.00	0 0.00	9 100.00
SEDANG	0 0.00	11 100.00	11 100.00
Total	9	11	20
Percent	45.00	55.00	100.00
Priors	0.4500	0.5500	

Error Count Estimates for KELOMPOK:

	BAIK	SEDANG	Total
Rate	0.0000	0.0000	0.0000
Priors	0.4500	0.5500	

Discriminant Analysis

20 Observations 19 DF Total
 6 Variables 18 DF Within Classes
 2 Classes 1 DF Between Classes

Class Level Information

KELOMPOK	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
BAIK	9	9.0000	0.450000	0.450000
SEDANG	11	11.0000	0.550000	0.550000

Posterior Probability of Membership in KELOMPOK:				
Obs	From KELOMPOK	Classified into KELOMPOK	BAIK	SEDANG
4	BAIK	SEDANG *	0.0000	1.0000
11	BAIK	SEDANG *	0.0000	1.0000
12	BAIK	SEDANG *	0.0000	1.0000
16	SEDANG	BAIK *	1.0000	0.0000

* Misclassified observation

Discriminant Analysis

Classification Summary for Calibration Data: WORK.TENIS

Cross-validation Summary using Quadratic Discriminant Function

Generalized Squared Distance Function:

$$D_j^2(X) = (X - \bar{X}_j)' \text{COV}_j^{-1} (X - \bar{X}_j) + \ln |\text{COV}_j| - 2 \ln \text{PRIOR}_j$$

Posterior Probability of Membership in each KELOMPOK:

$$\text{Pr}(j|X) = \exp(-.5 D_j^2(X)) / \sum_k \exp(-.5 D_k^2(X))$$

Number of Observations and Percent Classified into KELOMPOK:

From KELOMPOK	BAIK	SEDANG	Total
BAIK	6 66.67	3 33.33	9 100.00
SEDANG	1 9.09	10 90.91	11 100.00
Total	7	13	20
Percent	35.00	65.00	100.00
Priors	0.4500	0.5500	

Error Count Estimates for KELOMPOK:

	BAIK	SEDANG	Total
Rate	0.3333	0.0909	0.2000
Priors	0.4500	0.5500	

Discriminant Analysis

20 Observations 19 DF Total
 6 Variables 18 DF within Classes
 2 Classes 1 DF Between Classes

Class Level Information

KELOMPOK	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
BAIK	9	9.0000	0.450000	0.450000
SEDANG	11	11.0000	0.550000	0.550000

Discriminant Analysis

Classification Summary for Calibration Data: WORK.TENIS

Cross-validation Summary using Normal Kernel Density

Squared Distance Function:

$$D^2(X,Y) = (X-Y)' \text{COV}^{-1} (X-Y)$$

Posterior Probability of Membership in each KELOMPOK:

$$F(X|j) = \frac{1}{n_j} \sum_i \exp(-.5 D^2(X,Y_{ji}) / R_j^2)$$

$$Pr(j|X) = \frac{\text{PRIOR}_j F(X|j)}{\sum_k \text{PRIOR}_k F(X|k)}$$

Number of Observations and Percent Classified into KELOMPOK:

From KELOMPOK	BAIK	SEDANG	Total
BAIK	9 100.00	0 0.00	9 100.00
SEDANG	0 0.00	11 100.00	11 100.00
Total	9	11	20
Percent	45.00	55.00	100.00
Priors	0.4500	0.5500	

Error Count Estimates for KELOMPOK:

	BAIK	SEDANG	Total
Rate	0.0000	0.0000	0.0000
Priors	0.4500	0.5500	

Discriminant Analysis

20 Observations 19 DF Total
 6 Variables 18 DF Within Classes
 2 Classes 1 DF Between Classes

Class Level Information

KELOMPOK	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
BAIK	9	9.0000	0.450000	0.450000
SEDANG	11	11.0000	0.550000	0.550000

Discriminant Analysis

Classification Summary for Calibration Data: WORK.TENIS

Cross-validation Summary using Normal Kernel Density

Squared Distance Function:

$$D^2(X,Y) = (X-Y)' \text{COV}_j^{-1} (X-Y)$$

Posterior Probability of Membership in each KELOMPOK:

$$F(X|j) = n_j^{-1} \sum_i \exp(-.5 D^2(X,Y_{ji}) / R_j^2)$$

$$Pr(j|X) = \text{PRIOR}_j F(X|j) / \sum_k \text{PRIOR}_k F(X|k)$$

Number of Observations and Percent Classified into KELOMPOK:

From KELOMPOK	BAIK	SEDANG	Total
BAIK	9 100.00	0 0.00	9 100.00
SEDANG	0 0.00	11 100.00	11 100.00
Total	9	11	20
Percent	45.00	55.00	100.00
Priors	0.4500	0.5500	

Error Count Estimates for KELOMPOK:

	BAIK	SEDANG	Total
Rate	0.0000	0.0000	0.0000
Priors	0.4500	0.5500	